

LUCIANE LUCAS DOS SANTOS

**COMUNICAÇÃO E NOVAS TECNOLOGIAS:
MINERAÇÃO DE DADOS E ALGORITMIZAÇÃO DO CONHECIMENTO**

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO

2004

**COMUNICAÇÃO E NOVAS TECNOLOGIAS:
mineração de dados e algoritmização do conhecimento**

Luciane Lucas dos Santos

**Universidade Federal do Rio de Janeiro
Centro de Filosofia e Ciências Humanas
Escola de Comunicação – Doutorado**

**Prof. Dra. Ieda Tucherman
Orientadora**

**Rio de Janeiro
Abril de 2004**

**COMUNICAÇÃO E NOVAS TECNOLOGIAS:
mineração de dados e algoritmização do conhecimento**

Luciane Lucas dos Santos

Tese submetida ao corpo docente da Escola de Comunicação da Universidade Federal do Rio de Janeiro – UFRJ, como parte dos requisitos necessário à obtenção do grau de Doutor.

Aprovada por:

Prof.^a Dr^a Ieda Tucherman - Orientadora
Escola de Comunicação/UFRJ

Prof. Dr. Luiz Alberto Oliveira
Centro Brasileiro de Pesquisas Físicas/CBPF/MCT

Prof^a Dr. Henrique Antoun
Escola de Comunicação/UFRJ

Prof^a Dr. Ricardo Ferreira Freitas
Faculdade de Comunicação Social/UERJ

Prof^a Dr^a Heris Arnt Telles
Faculdade de Comunicação Social/UERJ

Rio de Janeiro

Abril de 2004

**COMUNICAÇÃO E NOVAS TECNOLOGIAS:
MINERAÇÃO DE DADOS E ALGORITMIZAÇÃO DO CONHECIMENTO**

Santos, Luciane Lucas dos.

Comunicação e novas tecnologias: mineração de dados e
algoritmização do conhecimento / Luciane Lucas
dos Santos. Rio de Janeiro: UFRJ/ ECO, 2004.

257p.

Tese – Universidade Federal do Rio de Janeiro, ECO.

1. Data Mining. 2. Abdução. 3. Práticas Discursivas
(Doutorado – UFRJ/ECO). I. Título.

À ciência e aos inúmeros cientistas anônimos
que pesquisam, neste momento.
A estes amigos invisíveis e incansáveis, onde encontrei
inspiração e dos quais só os ventos trazem notícia.
Dedico este trabalho a estes homens de espírito generoso
e visão de raio-X, que tecem o futuro com suas máquinas de silício.

Também dedico este trabalho ao meu pai,
um homem que não veio da ciência,
mas que me ofereceu condições intelectuais para amá-la.

AGRADECIMENTOS

Existem muitas pessoas que indiretamente contribuíram para tornar este trabalho possível. Algumas ainda estão aqui, próximas; outras, infelizmente, não mais. Uma tese de doutorado é o resultado de um percurso de reflexões muito longo e está longe de restringir-se aos quatro anos de sua elaboração. Como o espaço não permite falar de todos que atravessaram este percurso, peço desculpas se, porventura, algum nome tiver sido esquecido.

**

Ao Poder Superior, que esteve presente nos momentos mais difíceis deste trabalho, por me ensinar o sentido da serenidade diante de intempéries e a incerteza.

Aos meus pais, por terem criado condições para que eu chegasse até aqui. À minha mãe Cleide, por ter sido a maior referência de todos os meus projetos de vida. Ao meu pai Luiz, que sempre torceu pelo meu sucesso, por ter dedicado sua vida a garantir que meus passos fossem possíveis.

A Ieda Tucherman, minha orientadora, por ter me inspirado, em muitos momentos, com suas reflexões filosóficas e suas aulas incomparáveis. Sem este ponto de partida, eu talvez jamais tivesse me encontrado com a Filosofia. Agradeço também por ter aceitado acompanhar esta trajetória e pelo rigor de suas observações, que aumentaram mais ainda minha persistência em perseguir a coerência na forma. Também cabe aqui um agradecimento especial ao professor Paulo Vaz, cujas sugestões de análise histórica da Estatística foram de grande relevância para um tratamento foucaultiano do risco.

Ao CNPq, pela bolsa de apoio a esta pesquisa nos primeiros anos do Doutorado. Aos pesquisadores que concordaram em compartilhar suas idéias e reflexões, sugerindo material de leitura, apontando caminhos, evidenciando percalços. Meu agradecimento a Ricardo Gudwin (UNICAMP), João Queiroz (UNICAMP), Ronaldo Prati (USP), Alexandre Evsukoff (COPPE/UFRJ) e Paul

Thagard (University of Waterloo). Um agradecimento especial a Sergio Navega, pesquisador rigoroso e com uma capacidade extraordinária de compartilhar seus conhecimentos. Agradeço por sua paciência e disponibilidade, por ser um exemplo profissional que estimula o pensamento científico e, principalmente, por ter me despertado para o fascinante mundo da Filosofia da Ciência.

À Henrique Antoun, amigo para quem as palavras de agradecimento são impotentes, tamanha é minha gratidão. Inúmeras são as razões para dizer obrigada. Pela generosidade inigualável e pela disposição permanente em compartilhar o seu saber. Por ter sido o primeiro grande interlocutor neste tema, antes mesmo que ele se tornasse um projeto de verdade. Por ter me oferecido a abdução como dica e ter discutido ela comigo. Se existe alguma originalidade neste trabalho, em parte devo isto ao estímulo intelectual de suas 'abduções'. Por fim, mas não poderia deixar de mencionar, agradeço o apoio direto e incontestado nos momentos mais difíceis desta tese. Sem este apoio, a tese não teria chegado ao fim.

A Leopoldo Frota, por ter me preparado para este momento. Por sua generosidade silenciosa e sempre presente, pela amizade inestimável e por acreditar na viabilidade dos meus projetos.

A Heris Arnt, pela sua presença constante na minha vida e pelas incontáveis provas de amizade. Pelo apoio incondicional nos momentos mais difíceis desta tese, por acreditar e apostar como ninguém que eu chegaria ao fim deste projeto e pela delicadeza de zelar por mim nos momentos de adversidade. Muito, muito obrigada.

A Ricardo Freitas, amigo queridíssimo, a quem devo boa parte da minha trajetória profissional e acadêmica. Agradeço por ser um exemplo permanente de conduta e empenho, por me apoiar nas questões vitais para o meu crescimento profissional e por me guardar em um lugar privilegiado do seu coração.

Aos amigos Carlos Janibelli, Luiz Alberto Barral, Alexandre Donato e André Fayão, por terem, cada um a seu modo, me ajudado a superar barreiras aparentemente intransponíveis. A Carlos Janibelli por me fazer acreditar que esta era uma etapa não só necessária como possível e por me lembrar que a serenidade é o único meio de chegar ao fim das coisas. A Luiz Alberto, que acompanhou de perto tantas etapas da minha vida, por mais uma vez ter me oferecido seu apoio e sua generosidade, como grande companheiro que sempre foi. A Alexandre Donato, por inúmeras coisas: pelo bom humor, pelo apoio irrestrito, pela amizade constante e por fazer meus fantasmas parecerem formigas. A André Fayão, pela veia crítica, pelas idéias tão bem articuladas e pela paciência em explicar conceitos filosóficos e de Lógica. Também um agradecimento especial ao companheiro de todos estes anos de doutorado – Yuji Gushiken – , por celebrar a vida com sua leveza, por suas idéias ousadas e por ter se tornado um amigo tão querido.

Aos amigos anônimos, espalhados por tantos lugares, que torceram por mim todo este tempo. Um agradecimento especial à Nadia Ziade, ex-aluna e amiga, por sua delicadeza e pelo apoio que sempre ofereceu. Ao Franklin, do LPO/UERJ, pela ajuda com as ilustrações deste trabalho.

Por fim, mas não menos importante, a Miguel Nicolelis. Por inspirar as novas gerações de pesquisadores e trazer os bons ventos do futuro.

RESUMO

SANTOS, Luciane Lucas dos. **Comunicação e novas tecnologias:** mineração de dados e algoritmização do conhecimento.

Orientadora: Ieda Tucherman. Rio de Janeiro: UFRJ/ECO, 2004. Tese.

O **data mining** - também conhecido como mineração ou garimpo de dados - tem se mostrado um conceito bastante inovador dentro do modelo preditivo que caracteriza a sociedade contemporânea. Apesar de constituir um tema de investigação bastante recente, a mineração de dados vem ganhando destaque tanto em pesquisas científicas como no mundo corporativo, por conta de uma proposta original: descobrir padrões ocultos em bases de dados, mapeando riscos, revelando nexos desconhecidos entre fatos e apontando tendências e predisposições. Como uma das etapas do KDD - *Knowledge Discovery in Databases* -, o **data mining** promete garimpar informações de valor estratégico em vários campos de conhecimento, incluindo aí o cenário de negócios. Especialmente neste último, ele não só rearticula o ethos da comunicação, como redefine os parâmetros de produção de sentido no contemporâneo.

De um modo geral, o KDD se propõe a resolver dois tipos de problema: predição e descoberta de conhecimento. No primeiro caso, algoritmos indutivos analisam novos cenários a partir de parâmetros previamente definidos e exemplos conhecidos. Como resultado, pode-se prever o comportamento futuro de certas variáveis e atuar sobre elas preditivamente. No segundo caso, espera-se que o sistema venha a sugerir um novo olhar sobre o problema, uma vez que o ponto de partida é desconhecido pelo analista humano. É este segundo aspecto que a tese aborda.

O trabalho correlaciona o KDD com a abdução, especialmente nas aplicações voltadas para a **descoberta** de conhecimento em sistemas inteligentes. Parte-se do conceito de abdução em Peirce, desenvolvido após 1900, segundo o qual só o raciocínio abduativo pode gerar conhecimento novo. Esta tese procura

mostrar que já existe inferência abdutiva nos métodos de *data mining* e que, conceitualmente, é com este tipo de raciocínio que uma parte importante do KDD se identifica. Se hipóteses precisam ser validadas pela indução e se a verificação, pela experiência, permite predizer cenários futuros, é a abdução que dá início ao processo, quando o sistema examina uma massa de fatos em busca de uma teoria que os explique. Acreditamos que entender a abdução e suas possíveis aplicações em Inteligência Artificial pode ser um importante ponto de partida não só para lançar luz sobre os fenômenos da cognição, mas também para a simulação de heurísticas humanas em máquinas – condição tão cobiçada, mas ainda discutível, nos sistemas inteligentes.

ABSTRACT

SANTOS, Luciane Lucas dos. **Communication and new technologies: data mining and knowledge algorithmization.**

Orientadora: Ieda Tucherman. Rio de Janeiro: UFRJ/ECO, 2004. Tese.

Data mining is a hardly new concept in the predictive model which defines the contemporary society. In spite of being a recent field, data mining has become useful in both the academic and business community on account for its original proposal, that's to say, to discover hidden patterns in databases in order to analyse risks, reveal links between facts and show trends. As a part of the KDD process - *Knowledge Discovery in Databases* -, *data mining* promises to mine strategic information about many fields including business. Specially about this one, data mining redefine the ethos of communication and the contemporary way to make sense.

Generally, KDD has been used to solve two types of problem: prediction and knowledge discovery. Under the first category, some inductive learning algorithms analyse new cases according to a subset of criteria and some examples the system has already known. As a result, we can predict the future behavior and then make a decision. Under the second category, the system is expected to find a meaning which is totally invisible to human analyst. This thesis is about this kind of category.

This research discuss the common points between KDD process and abduction, specially about its applications to knowledge discovery for intelligent systems. We consider Peirce's concept about abduction which he has developed after 1900. According to his view, just abductive reasoning can get new knowledge. This work shows the existence of abductive inference on data mining methods and try to demonstrate that KDD has something to do with abductive reasoning. If it's true a hypothesis needs to be validated by induction and if the experience may predict future cases, it's also true that abduction is the first stage; that's to say, it exams a mass of facts suggesting a theory.

Abduction and its applications on Artificial Intelligence can be fundamental issues to clarify our comprehension about human cognition and besides to simulate heuristics – basic condition for bulding intelligent systems.

“Ainda não fiz um paralítico andar,
mas é o grande sonho”

Miguel Nicolelis

SUMÁRIO

1. Introdução p. 16
2. Metodologia Empregada na Estruturação da Tese p. 21

Parte I

REGISTRAR, CLASSIFICAR, PREVER: MODOS DE RELAÇÃO COM O MUNDO

- 3. Genealogia do Registro: Ortopedia e Controle Da Alteridade**
- 3.1 - Práticas discursivas: registro como produção de verdade p. 30
- 3.2 - As bases do preditivo no contemporâneo: um
olhar arqueológico p. 35
- 3.3 - Registro de si: *techné du biou* p. 43
- 3.4 - Do registro pelo inquérito ao registro pelo exame: olhares
diversos sobre a alteridade p. 56
- 4. A Lógica do Arquivo: É Preciso Classificar O Mundo**
- 4.1 - Do classificatório ao preditivo: o algoritmo e o rompimento
das bases platônico-aristotélicas p. 79
- 4.2 - Subversão da lógica do arquivo p. 92
- 5. O Modelo Predictivo como Base do Pensamento Contemporâneo**
- 5.1 - Do eikós grego à teoria das probabilidades p. 101
- 5.2 - Das ferramentas de cálculo à *ars combinatoria*: a assimilação
do risco como base do preditivo p. 110

5.3 - Do regular ao aleatório: a predição como busca de padrões ocultos	p. 137
---	--------

Parte II

REDE, RISCO E *DATA MINING*: A TECNOLOGIA COMO ALICERCE DO PENSAMENTO PREDITIVO E SUAS IMPLICAÇÕES NO ETHOS DA COMUNICAÇÃO

6. Sistemas Inteligentes: recalculando as fronteiras entre homem e máquina

6.1 - Breves reflexões sobre a disseminação da tecnologia como vetor de decisão	p. 155
6.2 - Sistemas inteligentes: o que faz uma máquina gerar conhecimento?.....	p. 162
6.3 - Machine Learning: como as máquinas pensam e decidem?	p. 173
6.4 - Limites do maquínico: até onde vai a hibridação homem-máquina?	p. 182
6.5 - O cérebro e suas heurísticas: a simulação da cognição é possível?	p.186
6.6 - Sistemas inteligentes e comunicação: algumas considerações...	p. 197

7. *KDD*: O Sentido é um Fio Invisível

7.1 - Data Mining: garimpando sentido por fios invisíveis	p. 201
7.2 - <i>KDD</i> : da predição à descoberta de padrões	p. 209
7.3 - Data Mining e Semiótica: porque o <i>KDD</i> é essencialmente abdução	p. 215
7.4 - Garimpo de dados e Comunicação: o invisível como discursificação do cotidiano	p. 238

8. Conclusão

p. 243

9. Referências bibliográficas

p. 250

1. INTRODUÇÃO

A sociedade contemporânea evidencia o uso cada vez mais constante da tecnologia em vários campos de saber. Embora parte deste crescimento se deva à difusão de aplicações mais comerciais – constituindo o que hoje se convencionou chamar *business intelligence* –, é fato notável que o uso tecnológico atravessou as fronteiras da pesquisa científica, ocupando espaço freqüente em situações variadas: sistemas especialistas para a medicina, identificação de fraudes para o governo, posituação de riscos em investimentos financeiros, adequação do sistema de produção e logística.

Esta tese, partindo da importância que a abordagem tecnológica vem adquirindo, aprofunda o estudo dos “bancos de dados” como ferramenta de comunicação, estabelecendo como recorte as técnicas que potencializam as informações dele extraídas: a saber, as ferramentas de *data mining*, capazes de revelar tendências, padrões e nexos ocultos entre os dados.

Como processo automático de aquisição de conhecimento¹, conferindo aos sistemas a capacidade de planejar e decidir, o *data mining* parte de dois eixos básicos de atuação: modelagem de prognóstico e descoberta de padrões. Para efeito de desenvolvimento dos argumentos da tese, os dois eixos são abordados, embora a ênfase maior seja dada à parte do *data mining* conhecida como KDD (Knowledge Discovery in Databases), que trata da prospecção ou descoberta de conhecimento em bancos de dados a partir de uma perspectiva de inteligência artificial.

Os sistemas inteligentes e as novas tecnologias que proporcionam informações para a tomada de decisão (*mining*, entre elas) confirmam a presença de um

¹ No âmbito da Inteligência Artificial, conhecimento é aquilo que torna um sistema capaz de decidir. Data mining - assim como redes neurais, lógica fuzzy, computação evolutiva e agentes inteligentes – é uma forma automática de aquisição de conhecimento, uma técnica que torna um sistema inteligente, à medida que auxilia no processo decisório sem a interferência humana. Um sistema é dito inteligente se ele é capaz de fazer análises lógicas e se toma decisões a partir do conhecimento adquirido, com base em dados heurísticos ou intuitivos. Para mais informações, ver: REZENDE, Solange Oliveira. Sistemas Inteligentes – Fundamentos e Aplicações. São Paulo, Manole, 2003.

novo paradigma² no campo da comunicação. E isso significa o aparecimento de um modelo que não só assinala a corrosão dos antigos dispositivos de poder, como evidencia os novos vetores de discursificação – “os objetos visíveis, os enunciados formuláveis, as forças em exercício, os sujeitos numa determinada posição” (Deleuze, 1996). Este paradigma redimensiona, em última análise, a episteme da comunicação – entendido episteme como o espaço historicamente constituído onde se estabelecem as curvas de visibilidade e enunciação, bem como as bases de discurso nos dispositivos. Ou seja, os bancos de dados, os sistemas inteligentes e as ferramentas de extração de conhecimento constituem novos dispositivos de poder – próprios de uma sociedade de controle –, cujas linhas é preciso cartografar, já que estamos falando de novos componentes de força e fissura, de novos “regimes de enunciados” que habitam estes dispositivos.

No caso específico do *data mining* estamos falando, exatamente, da força de comunicação do invisível, já que o padrão de discurso deste dispositivo é justamente ‘fazer ver e falar’ a informação que está oculta – informação que, em si, não existe, mas é produto da combinação de pares de relações. Duas evidências teóricas demonstram esta mudança de paradigma no campo da comunicação: 1) é o invisível, o não-dito, que dá ordem e sentido ao visível e 2) mais do que a informação prospectada, o que vale é o capital de nexos que uma informação irradia ao longo de si.

Há outras razões para se afirmar esta mudança nas instâncias de Saber, Poder e Subjetividade³ que caracteriza o cenário contemporâneo. A inserção das novas tecnologias no cotidiano e em diversos campos de conhecimento reconfigura as bases da produção de sentido – buscamos, agora, identificar previamente padrões e tendências que amparem nossas decisões em diversas

² O termo paradigma (do grego *parádeigma*, que significa modelo, padrão) segue, aqui, o conceito de Thomas Kuhn. Refere-se, portanto, “a modelos, padrões e exemplos compartilhados [pela comunidade científica] para a descrição, explicação e compreensão da realidade” (Bauer, 1999, p. 21).

³ Saber, Poder e Subjetividade são as três instâncias que Foucault vai assinalar nos dispositivos. Para mais informações, ver DELEUZE, Gilles. ‘O que é um Dispositivo’. In: O Mistério de Ariana. Lisboa, Vega, 1996.

esferas (e os banco de dados nos ajudam nisso), com o objetivo de antecipar a visão da zona de risco e otimizar resultados. O ethos da comunicação adquire, assim, novos contornos à medida que a produção de sentido contemporânea tem como base um modelo essencialmente preditivo. As novas tecnologias, neste cenário, estimulam e anunciam esta nova realidade.

A adoção de um modelo preditivo na sociedade contemporânea tem uma conseqüência para o campo experimental da comunicação: é em cima destas tendências e destes padrões identificados em bancos de dados que as decisões de comunicação são, hoje, tomadas – das campanhas de fidelização aos modelos de segmentação de mercado e personalização de produtos e mensagens. Estratégias, campanhas e instrumentos são desenhados a partir de informações preditivas que definem desde o melhor *target* para responder a uma mala direta até a proximidade desejável de produtos na gôndola de um supermercado. As possibilidades de extração de conhecimento em um *database* são infinitas: evolução dos perfis de cliente, tendências no comportamento de consumo, probabilidade de *churning*, padrões de fraude, predição de flutuações nas vendas de produtos sazonais, entre outros fatores que podem influenciar na seleção de mídias, na intensidade da comunicação ou na natureza da mensagem.

Quanto à estrutura, a tese se divide em duas partes principais - que se referem, respectivamente, às hipóteses centrais do trabalho. A primeira parte procura demonstrar como um modelo preditivo se tornou historicamente possível e como o contemporâneo reuniu condições para a assimilação desta nova episteme – se considerarmos sua produção discursiva e as linhas de força que nela habitam.

Na segunda parte, o trabalho procura evidenciar como a tecnologia se torna o principal suporte do preditivo, assim como a algoritmização do cotidiano, a partir dos bancos de dados, se consolida como um traço característico da contemporaneidade. Por fim, mostra-se como *data mining* extrai conhecimento novo de grandes massas de dados, reforçando a abdução como modelo de argumentação (o inovador é que isso se faça em meio eletrônico por meio de

algoritmos) e evidenciando um novo modo de relação do homem com a informação.

O segundo capítulo, que vem logo após esta introdução, descreve, em linhas gerais, a metodologia empregada, buscando evidenciar os percursos na condução deste trabalho. O terceiro e o quarto capítulos abordam conceitos relacionados intrinsecamente à idéia de bancos de dados – a saber, as noções de registro e arquivo. Pretende-se fazer uma genealogia do registro, mostrando suas diferentes aplicações ao longo do tempo: primeiro como auto-disciplina e cuidado de si; depois como ortopedia da alteridade, buscando isolar e desestimular a diferença. Estuda-se, com Foucault, o uso do registro como produção de verdade, partindo-se dos inquéritos e das denúncias, na Idade Média e nos séculos XVII e XVIII, bem como dos dossiês e arquivos que ganham o respaldo do discurso científico, no século XIX.

No quarto capítulo, trabalhamos a idéia de algoritmo e o que ele significou, dentro de uma perspectiva de sistematização das idéias (assim como de ruptura com as bases platônico-aristotélicas do pensamento). Falamos, ainda, de como a perspectiva temporal é inserida na lógica do arquivo, lançando as bases do preditivo. O quinto capítulo, por sua vez, relata e explica a passagem de um modelo classificatório para outro preditivo. Noções como sorte, acaso e risco são contextualizadas em uma perspectiva temporal, mostrando como o conceito de sorte se desatrela da idéia de destino a partir do século XVII, adquirindo um estatuto matemático de probabilidade.

O capítulo seis fala, de modo abrangente, sobre os sistemas inteligentes, esclarecendo o campo conceitual a que pertencem estes programas de Inteligência Artificial. Conceitos como aprendizado e inteligência de máquina, sistemas baseados em conhecimento e heurísticas são discutidos aqui, tanto no âmbito da ciência da computação – lugar de origem – quanto a partir do campo epistemológico da comunicação. Como cérebros e sistemas representam a informação? O que é a inteligência e o aprendizado dentro de uma teoria da comunicação? Que papel desempenha a intuição e o que é o conhecimento? Estas são algumas perguntas levantadas no capítulo, com o

objetivo de identificar as múltiplas possibilidades destes dispositivos – os sistemas inteligentes. O *data mining* é uma das ferramentas de IA que tem se tornado progressivamente popular no cenário de negócios por esta sua condição de dotar um sistema da capacidade de decidir.

O capítulo seguinte – que aborda especificamente a mineração de dados – apresenta suas aplicações e ferramentas, evidenciando os alicerces que tornam esta prática uma das principais pontes entre o discurso acadêmico-científico das pesquisas avançadas em IA e sua aplicação imediata à lógica de mercado. Evidenciamos o raciocínio abduutivo que caracteriza algumas ferramentas e técnicas de *data mining*, procurando mostrar como a descoberta de conhecimento já aparece no KDD. Partimos, assim, do pressuposto de que a Semiótica pode oferecer contribuições importantes para o entendimento dos sistemas inteligentes e que a abdução, como geração e seleção de hipótese, apresenta pontos comuns com o conceito de KDD, especialmente quando voltado para a solução de problemas de **descoberta de conhecimento**.

É neste último capítulo da tese, portanto, que desenvolvemos efetivamente a hipótese central do trabalho - evidenciar que o KDD é, em sua natureza, essencialmente abdução, sinalizando para a possibilidade de uma futura algoritmização do conhecimento abduutivo pela via tecnológica. E para mostrar a relação entre abdução e *data mining*, discutimos não só as possibilidades concretas de métodos e ferramentas convocarem inferências abdutivas, como também outras perspectivas para o conhecimento abduutivo nos sistemas inteligentes, seja refinando Bases de Conhecimento, seja aperfeiçoando condições de resposta do KDD.

Por fim, em termos teóricos, analisando a lógica do invisível que perpassa o *data mining*, desmontamos este dispositivo de algoritmização do cotidiano para evidenciar sua mecânica – ou seja, as linhas de força, fratura e subjetivação que o atravessam, transformando os bancos de dados na ferramenta de comunicação mais poderosa da sociedade contemporânea.

2. METODOLOGIA

Partindo de uma teoria do conhecimento que recusa um olhar metafísico e privilegia o mundo da experiência, a argumentação desta tese se fundamenta na exterioridade dos conceitos (que já propunha Hume) e na idéia, desenvolvida posteriormente por Nietzsche, de que o conhecimento é inventado, ou seja, “algo que não está em absoluto inscrito na natureza humana” (Foucault, 1999, p. 16). Partindo desta noção, ancorada em uma visão de produção de verdade, Foucault, aliás, vai definir a natureza de luta e poder que circunscrevem os limites e as condições de existência do conhecimento.

“O conhecimento, no fundo, não faz parte da natureza humana. É a luta, o combate, o resultado do combate e, conseqüentemente, o risco e o acaso que vão dar lugar ao conhecimento (...) Kant foi o primeiro a dizer explicitamente que as condições de experiência e do objeto de experiência eram idênticas. Nietzsche pensa ao contrário, que entre conhecimento e mundo a conhecer há tanta diferença quanto entre conhecimento e natureza humana. Temos, então, uma natureza humana, um mundo, e algo entre os dois que se chama o conhecimento, não havendo entre eles nenhuma afinidade, semelhança ou mesmo elos de natureza” (Foucault, p. 18).

É desta teoria que partimos para analisar, no âmbito da comunicação, o discurso de verdade e o tipo de sujeito de conhecimento que o contemporâneo produz. Trata-se de entender, nesta tese, de que modo a tecnologia alicerça e legitima práticas sociais que instituem, por sua vez, novos modos de saber e poder, engendrando, assim, as feições deste sujeito de conhecimento (que sofre significativas metamorfoses ao longo da sua história). Neste sentido, os estudos de Foucault serão utilizados para desmontar e entender as linhas de força e fissura que compõem os sistemas ‘inteligentes’ como dispositivo.

Cabe lembrar, também, que conceituações do campo da ciência da computação serão evocadas à medida que esbarrarem no campo teórico que fundamenta a argumentação. Conhecimento, decisão e inteligência são conceitos que freqüentam também o discurso técnico dos bancos de dados, devendo ser esclarecidos para evitar inapropriado entendimento do uso de terminologias. Dentro do ambiente técnico-científico, conhecimento é o que

permite a um sistema decidir e a inteligência, por sua vez, tanto pode representar análise lógica quanto capacidade de decisão a partir de dados heurísticos. Dentro desta perspectiva, os conceitos até então trabalhados ganham novos contornos:

“Uma decisão é o uso explícito de um conhecimento. O conhecimento pode ser representado como uma combinação de estruturas de dados e procedimentos interpretativos que levam a um comportamento conhecido. Este comportamento fornece informações a um sistema que pode, então, planejar e decidir” (Rezende, 2003, p. 6).

Outro ponto importante na condução da tese é evidenciar o que confere força às ferramentas tecnológicas e aos sistemas inteligentes consolidando um paradigma preditivo na sociedade contemporânea. Refiro-me, aqui, aos conceitos de indução e abdução, que atravessam, em vários momentos, a hipótese a ser defendida.

As técnicas de *data mining*, definidas como recorte do objeto de estudo, são aplicadas em uma infinidade de situações: identificação de padrões de comportamento (perfis de consumo, por exemplo), predisposições e tendências; análise de risco (fraudes e inadimplência); otimização de processos (a rota mais econômica para entrega de produtos ou, ainda, ajuste de vendas sazonais). As aplicações de *mining* seguem, em geral, um raciocínio indutivo, já que muitas delas buscam a predição, considerando padrões já definidos, e o prognóstico de como determinadas variáveis vão se comportar no futuro.

Entretanto, a parte que melhor define o potencial das ferramentas de *data mining* é inversamente proporcional à frequência de seu uso comum. O KDD – *Knowledge Discovery in Databases* – não só se propõe a resolver problemas de predição, como também descobrir padrões até então desconhecidos na massa de dados e obter, a partir daí, conhecimento novo. Neste caso, o valor da ferramenta está na inferência do inusitado, na evocação do não-visível. Ou seja, na abdução ou levantamento de hipóteses. Ao contrário do raciocínio indutivo, que confere maior peso à probabilidade, o KDD busca trazer à tona possibilidades que só posteriormente serão testadas, como, por exemplo, a correlação inusitada entre produtos de natureza diversa na cesta de

supermercado. Neste caso, decisões importantes (e resultados) no ‘marketing mix’, relativos ao ponto de vendas, podem advir destas inferências, à medida que se descubra que a proximidade física entre determinados itens de supermercado pode ampliar as vendas de um deles ou, ainda, otimizar as decisões de comunicação e promoção.

A fim de demonstrar como estes dois tipos de raciocínio foram assimilados pela mineração de dados, trabalhamos, na tese, com o campo conceitual em que estas noções foram cunhadas e cartografamos sua trajetória como modos de raciocínio, formas de argumento e, por fim, estágios de investigação científica (Peirce) até a sua assimilação pela via tecnológica e do algoritmo. As diferenças entre abdução e indução, entretanto, nem sempre estiveram claras e o próprio Peirce admitiu ter confundido, nos trabalhos anteriores ao início do século XX, os conceitos de indução e hipótese.

“A abdução inicia-se dos fatos sem, em princípio, ter qualquer particular teoria em vista, embora ela seja motivada pelo sentimento de que uma teoria é necessária para explicar os fatos surpreendentes. A abdução busca uma teoria, a indução busca fatos” (CP 7.217-8)

“Abdução é o processo de formação de uma hipótese explanatória. É a única operação lógica que apresenta uma idéia nova” (CP 5.171)

Os estudos de Santaella, que também integram a bibliografia, documentam as modificações nas reflexões de Peirce sobre as três formas de inferência e, o que mais nos importa, na concepção da abdução, já que “à medida que Peirce se afasta das idéias aristotélicas sobre a abdução, a abdução passa a consistir no exame de uma massa de fatos que sugerem uma teoria” (CP 8.209 apud Bacha, 1998). Neste ponto da tese, trabalharemos não só com os textos do *Collected Papers*, como também com alguns estudos de Santaella e John Josephson, que enfatizam suas abordagens no conceito de abdução em Peirce (após 1900). As origens conceituais do termo, que remontam à *apagoge* aristotélica, também cabem na reconstituição histórica das abordagens que a idéia de abdução assimilou.

Uma visão crítica sobre este conceito em Peirce também será convocada, com o objetivo de melhor fundamentar as bases de argumentação desta tese. Neste

sentido, as reflexões de Tomis Kapitan e Peter Achinstein são abordadas, em contraposição às idéias de Santaella e Josephson. Do mesmo modo, não foram esquecidas as contribuições teóricas que sugerem um papel importante para a Semiótica no desenvolvimento de sistemas inteligentes. Algumas destas idéias integram, de certa forma, o eixo central da hipótese defendida neste trabalho. Estamos falando, aqui, das reflexões sobre criatividade artificial de Paul Thagard, das idéias de Ricardo Gudwin em *Semiótica Computacional* e, principalmente, das pesquisas de Raymond Mooney que, embora não trabalhe com semiótica, aponta um caminho para integrar abdução e indução em Inteligência Artificial.

Cabe observar que, embora a abdução seja o recorte a ser evidenciado na tese, a reflexão sobre as implicações do uso de algoritmos indutivos também constitui ponto relevante no trabalho, sobretudo pelo seu uso para resolver problemas que envolvam predição. Por este motivo, a tese incorpora as reflexões de Hume e Popper acerca da indução. Os estudos de Hume sobre a probabilidade e a crítica ao que ele denomina 'princípio de regularidade da natureza' constituem uma etapa importante no âmbito de uma genealogia do pensamento preditivo. Apesar de empirista, Hume mostra fissuras no modelo indutivo, evidenciando uma lacuna de que o modelo heurístico-abdutivo haverá de se aproveitar no pensamento contemporâneo. Ao questionar a máxima de que fenômenos ocorridos no passado tendem a se repetir no futuro e de que, portanto, a experiência sirva de parâmetro para estabelecer um princípio de regularidade (e certeza), Hume constata uma fissura: o modelo hermenêutico-indutivo se mostra incompleto para explicar o mundo. Embora se constate, hoje, a importância de se validar inferências pela indução, já que as premissas tomam corpo e adquirem sentido 'na' e 'pela' experiência, não podemos ignorar os cuidados que o método indutivo demanda. Hume considera o raciocínio indutivo logicamente inválido porque a relação de causalidade entre os fenômenos não pode ser assegurada. Sergio Navega, argumentando a partir do pensamento de Hume e Popper, lembra, entretanto, o valor da indução nos dias atuais, o que pode ser facilmente estendido ao *data mining* para maior compreensão da utilidade do raciocínio indutivo em suas ferramentas:

“Uma inferência indutiva pode não ser logicamente válida, mas sua constatação ‘modifica’ a visão probabilística que temos da sua conclusão. Essa modificação (como é proposta por alguns como Reichenbach) faz da indução um método que, quando aplicado em seqüência, tem garantidamente a propriedade de se aproximar progressivamente da ‘verdade’, se existir uma verdade a ser alcançada (...) É inegável que a interpretação probabilística (em especial o que é conhecido como Bayesianismo) tem grande influência hoje em dia”⁴.

O pensamento de Popper e suas críticas ao método indutivo também integram o campo teórico da tese, principalmente pelo critério metodológico que ele propõe à investigação científica – o falibilismo ou falsificabilidade, em contraposição ao método proposto pelo chamado ‘Círculo de Viena’, formado pelos neopositivistas ou empiristas lógicos. Os positivistas lógicos propunham, no campo da teoria do conhecimento, a recusa dos elementos sintéticos *a priori* e a adoção do método científico para análise, inclusive, dos saberes não-científicos, interpretando a ciência como um sistema de enunciados. Popper, que critica o Círculo, embora compartilhe convicções com os neopositivistas, refuta a idéia de que a verdade das proposições fosse passível de verificação pela via da experiência. Segundo Popper, uma premissa só tem condição de ser validada se for falsificável, ou seja, se ela puder se mostrar falsa ao longo do tempo, sendo esta falsificabilidade a única forma de fazer prosseguir o conhecimento científico. A certeza, exceção àquela que provém da refutação, não é uma condição a que o raciocínio indutivo possa conduzir.

Há dois motivos para se convocar, ainda que indiretamente, as críticas de Popper neste estudo: o primeiro é que a prática discursiva do *data mining* se fundamenta, principalmente, no método indutivo e na possibilidade de se verificar, em termos práticos, a verdade ou falsidade de premissas. Premissas que podem, aliás, definir os parâmetros de retroalimentação da máquina de consumo.

A outra razão está relacionada à crítica de Popper e suas implicações na avaliação do método indutivo como forma de atribuir confiança às proposições. Considerando o olhar preditivo que atravessa o campo da comunicação,

⁴ Os artigos de Sergio Navega são bastante esclarecedores neste sentido. Para mais informações, ver <http://www.intelliwise.com.br>

convém analisarmos as bases (indutivas) que, hoje, norteiam o conhecimento disponível pela via tecnológica. Neste caso, é imprescindível seguir o percurso destes métodos que caracterizam o *data mining* (indução e abdução) e que o registram como prática social discursiva. Neste sentido, a reflexão de Wittgenstein abre espaço para uma discussão mais ampla sobre as possibilidades futuras de algoritmização do pensamento (embora não seja este o âmbito da sua reflexão): “os limites de minha linguagem são os limites de meu universo”. Afinal, o que acontece se descobirmos, efetivamente, o modo como o cérebro processa a informação nos limites de nossa linguagem e, a partir daí, transpusermos este conhecimento para as máquinas?

Sem perder de vista a base crítica de Foucault, vemos que a tese dialoga também, aqui, com uma concepção pragmática, enfatizando os efeitos de uma idéia e as bases de sua aceitação. O motivo principal é que o pragmatismo de Peirce nos permite analisar, no cenário contemporâneo, o valor da probabilidade e do método indutivo na construção de sentido e nos efeitos que os modelos de argumentação (incluindo aí a abdução) proporcionam em termos práticos.

Por fim, a discussão levantada na tese pede que, metodologicamente, se passe pelas contribuições que vêm da ciência da cognição e da neurociência cognitiva. Duas afirmações feitas ao longo do trabalho demandam estas referências. A primeira é a de que as heurísticas aproximam homens e máquinas, à medida que buscam transferir para os sistemas a condição de decidir segundo padrões humanos (lembramos que o *data mining* tem como uma de suas bases a IA e que as redes neurais, um das principais ferramentas de *mining*, têm como premissa aperfeiçoar os resultados dos sistemas a partir da auto-aprendizagem).

Este movimento paralelo entre ‘pesquisas da mente’ e ‘avanços na Inteligência Artificial’ aponta, afora as refutações que vêm das ciências humanas, para um dado imponderável: o aperfeiçoamento progressivo das heurísticas encontradas nas máquinas. A fim de poder explicitar as linhas de saber e poder que atravessam o dispositivo ‘tecnologia’, convém evidenciar os avanços já

obtidos nesta área da Inteligência Artificial. O casamento entre redes neurais e lógica fuzzy, por exemplo, é uma destas constatações. Por *fuzzy* entende-se nebuloso e, em termos tecnológicos, significa introduzir a incerteza nos sistemas inteligentes como maneira de forçá-los a conviver com a dúvida, assim como os seres humanos. As redes neurais, neste caso, permitiriam o aprimoramento deste conhecimento, sem a interferência humana. Alexandre Evsukoff demonstra porque os sistemas *neuro-fuzzy* colocam na pauta de discussão os limites entre a nossa forma de aprender e a condição de decisão das máquinas:

“Um sistema *fuzzy* pode ser utilizado como sistema de apoio à decisão, podendo representar o conhecimento de especialistas sobre um determinado domínio e interpolar decisões a partir de entradas contaminadas com incertezas. O formalismo matemático dos sistemas *fuzzy* permite a representação de algumas características do raciocínio humano sendo, portanto, aplicado para o desenvolvimento dos chamados sistemas a Base de Conhecimento. Em outras palavras, um sistema desenvolvido a partir de sistemas *fuzzy* pode ser considerado como centrado no homem (...) A partir de meados da década de 1980, diversos autores têm procurado reunir as potencialidades de sistemas *fuzzy* e as Redes Neurais nos chamados Sistemas *Neuro Fuzzy*. Esses sistemas poderiam incorporar conhecimento empírico e ter seus parâmetros adaptados por meio de algoritmos eficientes” (Evsukoff, Almeida apud Rezende, 2003)

Evocar os resultados das pesquisas científicas no campo da neurociência (cognitiva e computacional) é ponto fundamental para levar adiante a discussão sobre as possibilidades de algoritmização do conhecimento e suas implicações no campo da comunicação. Sabe-se, hoje, que a memória humana não se reporta mais a um modelo de armazenamento e, na direção contrária, o que temos é a recriação mnemônica com base nos afetos e perceptos que nos caracterizam. A memória humana, portanto, não é arquivo e à medida que as pesquisas evidenciam a sua distribuição paralela⁵ e sua combinatória criativa, os avanços na inteligência artificial se aproximam da grande questão: e se o

⁵ Em termos de aprendizado de máquina, esta distribuição paralela já era parâmetro do modelo conexionista – aquele que põe em evidência as redes neurais artificiais. Para mais informações ver: MONARD, Maria Carolina; BARANAUSKAS, José Augusto. Conceitos sobre Aprendizado de Máquina. In: REZENDE, Solange (org.) Sistemas Inteligentes – fundamentos e aplicações. São Paulo: Manole, 2003.

modo do cérebro processar a informação for, finalmente, descoberto?⁶ A que distância ficaremos das máquinas?

Para desenvolver este raciocínio, bem como discutir as implicações das novas descobertas científicas, analisamos algumas das idéias que vão em direção oposta ao processamento eletrônico da informação – entre elas a ontologia subjetiva de Searle e as reflexões de David Chalmers e Thomas Nagel. A proposta de darwinismo neural de Gerald Edelman e os estudos de Wolf Singer sobre o comportamento coletivo de grupos de neurônios também são abordados ao longo do trabalho.

O acesso a algumas teorias em neurociência cognitiva e computacional provém da consulta de publicações científicas e *papers* eletrônicos. Mas o entendimento de certos conceitos-chave (como compressão da informação) e sua relação possível com o KDD, só se configurou a partir da troca de correspondência com especialistas. Durante a tese, foram contatados alguns pesquisadores de áreas diversas, como Ciência da Computação, Neurociência e *Data Mining*. Foram eles: Sergio Navega, da Intellwise Research and Training (Data Mining e neurociência cognitiva e computacional), Ronaldo Cristiano Prati (pesquisador do Instituto de Ciências da Computação e Matemática Computacional da USP), Alexandre Evsukoff (Professor Adjunto da COPPE/UFRJ), João Queiroz (editor da Enciclopédia Digital de Peirce e diretor do Grupo para Pesquisa em Cognição Artificial da UNICAMP) e Paul Thagard, da Universidade de Waterloo, por suas pesquisas ligadas à abdução visual e criatividade artificial.

Embora a contribuição de alguns destes pesquisadores tenha se estendido às minúcias de certos campos de estudo (explicações absolutamente necessárias para se evitar inconsistências teóricas), foi seguido um roteiro mais ou menos semelhante na conversa com cada um deles, de modo a identificar o espaço que atribuíam à abdução no *data mining*. As respostas foram as mais variadas,

⁶ Para mais informações sobre os avanços da neurociência cognitiva e de suas implicações no campo da IA, ver os artigos de Sergio Navega. O material está disponível em <http://www.intellwise.com>.

ficando claro que a diversidade de formações têm influência direta no conceito de abdução. Nem todos partem de Peirce e é comum que a divisão, em A, seja feita em raciocínio indutivo e dedutivo. De qualquer modo, a troca de correspondência com estes pesquisadores tornou-se fundamental para apontar caminhos e aparar arestas na tese. O 'campo' mostrou-se relevante não só para confirmar a validade de uma interface entre Semiótica e KDD, como também para sugerir outras aplicações possíveis da abdução no garimpo de dados.

Com esta tese, esperamos oferecer uma base sólida para a discussão do âmbito comunicacional do tema - ou seja, as implicações do uso de algoritmos inteligentes e de previsão para proporcionar, no contemporâneo, a positivação do risco que alicerça e estimula a construção de um modelo preditivo. Se por um lado, os algoritmos de previsão nos levam, hoje, à valorização de tendências, por outro eles nos conduzem a uma 'asepsia preventiva' de padrões de comportamento que ameacem as condições de saúde do sistema. A lógica do risco é a mesma lógica do vírus: estudado e mantido sempre em condições que proporcionem o seu bom e oportuno uso. Mas os algoritmos inteligentes podem ter curvas de (in)visibilidade ainda mais poderosas, proporcionando a **descoberta de padrões** que estriem o comportamento não-linear (e, portanto, pouco compreensível) dos indivíduos nos seus diversos grupos. Aqui entra em cena a discussão sobre o abdução em sistemas artificiais, onde curvas de enunciação prometem trazer à superfície o discurso implícito e subterrâneo que subjaz ao que o ser humano tem de mais genuíno: sua capacidade de criar teorias sobre o mundo que o cerca.

Parte I

3. GENEALOGIA DO REGISTRO: ORTOPEDIA E CONTROLE DA ALTERIDADE

*“O poder é precisamente o elemento informal
que passa entre as formas do saber ou por baixo delas.”*
Gilles Deleuze

Objetivo do capítulo: *Fazer uma genealogia do registro, mostrando como ele, em diversos contextos, vai traduzir as linhas de força que atravessam o social – ora como inquérito, ora como exame e, no contemporâneo, como predição. Evidenciar, partindo do registro de si e da alteridade, que experimentamos, hoje, uma mudança na produção de sentido e no ethos da comunicação, partindo-se da informação à massa anônima para uma interação mais efetiva com o indivíduo. O contemporâneo é marcado por uma aposta em um regime de efetividade, calcado na busca de otimização de performance, na positivação do risco e na predição de tendências. Procura-se mostrar como a tecnologia – por meio de seus bancos de dados, atual alicerce do registro como prática discursiva – promove a consolidação de um modelo preditivo, de acordo com este regime de efetividade.*

3.1 Práticas discursivas: registro como produção de verdade

A consolidação de um modelo preditivo no contemporâneo é um sintoma claro de mudança na mecânica de produção de sentido e no ethos da comunicação. Se a produção de sentido caminha, hoje, na direção da antecipação e do controle de cenários futuros, o investimento comunicacional, por sua vez, cresce na direção do detalhe, da brecha, do espaço não constituído pelas grandes audiências.

Em termos micropolíticos, quer dizer que não se trata mais de normatizar o corpo social, mas de identificar e assimilar a diferença. Esta antropofagia, na

perspectiva de consumo que caracteriza o contemporâneo, implica uma postura diferente daquela que marcou a sociedade disciplinar na Modernidade: toda diferença será admitida e fagocitada.

A análise das práticas discursivas – que constitui, segundo Foucault, um eixo metodológico – nos habilita a compreender fenômenos como esta mudança na produção de sentido ou a consolidação, no contemporâneo, das novas tecnologias, já que evoca as forças em ação dos inúmeros dispositivos sociais. Por meio destas práticas discursivas, ou seja, das formas como o sujeito de conhecimento se expressa e constitui historicamente seu espaço, podemos entender o aparecimento e a consolidação de formas específicas de subjetividade, dos novos tipos de saber e de determinadas mecânicas de produção de verdade. Longe de se restringir ao campo próprio do discurso como fato lingüístico, estes modos de saber, que evidenciam o sentido subterrâneo das práticas sociais, “ganham corpo em conjuntos técnicos, em instituições, em esquema de comportamento, em tipos de transmissão e de difusão” (Foucault, 1997, p. 12).

Fazer uma arqueologia das práticas discursivas – incluindo aí uma genealogia do registro – pode revelar as razões que consolidam, hoje, o preditivo como marca. Conforme sinaliza Foucault, quando diz que domínios de saber são criados a partir de práticas sociais, é na análise das práticas cotidianas de uma época (e o registro é uma delas) que vamos encontrar as bases que justificam o florescimento de determinadas formas de saber, bem como de estratégias de poder.

Um olhar minucioso sobre as práticas sociais, bem como sobre a ordem de discurso que anima os domínios de saber no contemporâneo, pode oferecer respostas para o entendimento de fenômenos como a algoritmização do cotidiano e a positivação do risco. Se a tecnologia, hoje, proporciona um monitoramento permanente das oscilações no comportamento dos indivíduos, mas se, ao mesmo tempo, já não se pode falar de uma vigilância disciplinar, como a que marcou as formas de saber e poder do século XIX, convém analisar as sutilezas que marcam a passagem da disciplina para o controle. A

percepção do desvio, por exemplo, nos oferece uma dica. Enquanto a vigilância implica uma ortopedia do corpo e do espírito para que a norma emplaque, enquanto o desvio precisa ser identificado e banido para não comprometer a saúde do corpo social, o controle segue uma linha diametralmente oposta: a diferença não pode ser expurgada, já que ela é justamente o que sinaliza para novos domínios de saber e para os perigos iminentes que comprometem a saúde do sistema. O monitoramento, diferente da vigilância, convoca o sintoma.

Quando as práticas discursivas se transformam, há todo um conjunto de mudanças subjacente. Observá-las, portanto, equivale a cartografar modificações no sistema de produção, na base que sedimenta as relações sociais, nas técnicas que alicerçam um novo sujeito de conhecimento. Foucault aponta este eixo metodológico, oferecendo-nos condição para confirmar a primeira hipótese da tese: o preditivo se torna o princípio motor da sociedade contemporânea e conta com a força do tecnológico para isso. Seu regime é o do efeito, da efetividade. Como sugere François Jullien⁷, a eficácia é produto de um jogo entre propensão e ocasião. O que a tecnologia da informação faz, hoje, sedimentando o preditivo no curso das práticas sociais, provém das condições ótimas que reúne ao identificar uma propensão, assimilar a ocasião e, exatamente por isso, oferecer como resultado um efeito. Sobre este cenário de mudança que se localiza nas dobras das práticas discursivas, adverte Foucault:

A transformação de uma prática discursiva está ligada a todo um conjunto, por vezes bastante complexo, de modificações que podem ser produzidas tanto fora dela (em formas de produção, em relações sociais, em instituições políticas), quanto nela (nas técnicas de determinação dos objetos, no afinamento e no ajustamento dos conceitos, no acúmulo de informação), ou ainda ao lado delas (em outras práticas discursivas)” (1997, p. 12).

⁷ Partindo das tradições chinesas, François Jullien propõe uma concepção de eficácia que vem ao encontro do uso contemporâneo da tecnologia. Segundo ele, a eficácia “ensina a deixar advir o efeito: não a visá-lo (diretamente), mas a implicá-lo (como consequência)”. Comparando ao que nos proporcionam os bancos de dados, hoje, seria o mesmo que dizer que a tecnologia nos garante a efetividade (e por isso nos seduz) justamente porque permite explorarmos a propensão, identificando, no seu devido curso, a ocasião.

Essas modificações acontecem em vários níveis. São elas, aliás, que fundamentam as bases da produção de sentido no contemporâneo e que justificam o novo ethos da comunicação. Observando mais detidamente, o sistema de produção mudou, o parâmetro que define a coesão social mudou, o uso da informação mudou. Vivemos, hoje, o capitalismo de sobre-produção, comprometido desde o início com a obsolescência de seus ícones e amparado pela lógica intrínseca do consumo⁸. Consumo, aliás, levado às últimas conseqüências, se considerarmos que entre os produtos mais vendáveis estão as listas com perfis de consumidores potenciais. Vivemos a época do meta-consumo, em que nomes são tão negociáveis quanto máquinas e produtos. Há uma razão para isso: a escolha dos *prospects* certos otimiza os custos de comunicação e proporciona estratégias cada vez mais segmentadas. A prática discursiva muda porque a mecânica de funcionamento do sistema capitalista se altera – tanto a produção quanto a comunicação deixam de se dirigir à massa anônima e quantitativa e se voltam para o indivíduo, com seu potencial elástico de compra. O capitalismo não é mais o que confina e potencializa a força de trabalho; antes, é o que estimula múltiplas experiências de consumo no espaço aberto.⁹ Esta tendência de desmassificação do sistema produtivo e da comunicação gera novas formas de poder, agora centralizadas no indivíduo.

No âmbito das relações sociais, o consumo funciona como um operador que divide. Há, no entanto, quem credite a ele a condição de exercício de cidadania - e Canclini é um dos teóricos que faz esta aposta. Este olhar impregna o discurso contemporâneo à medida que a condição de consumo parametriza o que uma sociedade deve perseguir para promover maior 'igualdade social'. Mas as práticas sociais evidenciam justamente o oposto: afirmação do consumo como critério que afirma a desigualdade, estimula o lugar da diferença e operacionaliza, muitas vezes, a exclusão. Não que a diferença seja

⁸ Entendido consumo como toda operação que vai implicar estímulo à demanda, mas também gastos de recursos naturais e fontes nem sempre renováveis, como é o caso da energia, a questão deste aumento progressivo da demanda já apresenta conseqüências futuras. Matéria publicada em julho de 2002, no jornal O Estado de São Paulo, traz manchete preocupante: Mundo consome 20% mais do que pode repor: estudo da WWF indica crise sem precedentes e redução da qualidade de vida até 2030.

⁹ Deleuze fala que a sociedade de controle, amparada pelas máquinas cibernéticas e computadores, se caracteriza por uma espécie de "controle incessante em meio aberto", diferenciando-se da sociedade disciplinar, calcada no confinamento. Ver DELEUZE, G. *Conversações*, p. 216.

isolada; como em um sistema de castas, ela é assimilada como tal na sociedade de consumo e se torna mais um nicho de mercado a ser explorado.

Bases de dados - coletando, acumulando e recombinao informações - permitem um acompanhamento detalhado dos históricos de consumo e a conseqüente distribuição destes clientes em células de consumidores¹⁰. A disseminação dos bancos de dados como ponto de partida para estratégias de relacionamento com o consumidor é outro fator que evidencia a transformação das práticas discursivas, já que o contemporâneo experimenta um novo uso da informação. Não se trata mais de um registro para vigiar e punir o corpo que não se mostra dócil, mas, antes, trata-se de uma informação que, acumulada, é capaz de fornecer, preditivamente, o quadro evolutivo das práticas de consumo. Acompanhando o comportamento de compra de seus clientes, as empresas podem otimizar resultados, monitorar as oscilações de consumo e excluir dos seus investimentos as células de consumidores que não se mostram rentáveis.

Se, por um lado, há inúmeras vantagens na comunicação sob medida – pela adequação precisa de produtos, serviços e mensagens –, convém não esquecer as formas tácitas de exclusão. Afora uma análise crítica, que não é objeto central desta tese, a constatação de alterações na mecânica do sistema capitalista confirma não só novos parâmetros para a comunicação, como também linhas de poder que atravessam o dispositivo tecnológico. Identificando-se os melhores consumidores – e o cálculo do tempo de vida (lifetime value) é um dos artifícios da tecnologia neste sentido –, o procedimento segue um script: modular o volume de consumo individual, excluindo os clientes que não são economicamente viáveis ou, se for o caso, criando um nicho próprio para eles.

“Esse é o primeiro princípio básico de uma estratégia de fatia de clientes, e em sua essência está o Princípio Pareto – a idéia de que 80 por cento dos negócios de uma empresa provêm de 20 por cento dos

¹⁰ Apresentado por Arthur Hughes, este modelo preditivo foi denominado análise RFV (recência, frequência, valor). Separando os clientes em células de consumidores conforme o cruzamento destas variáveis, otimizam-se os custos com envio de mala direta, aumenta-se o índice de retenção de clientes e a taxa de consumo per capita.

seus clientes (...) Em todo ramo de atividade existe definitivamente uma diferença entre os clientes, que torna uns mais valiosos do que outros” (Peppers; Rogers, 1996, p. 100)

As novas tecnologias têm proporcionado uma visão preditiva de fenômenos sócio-econômicos. Podemos, hoje, calcular e deter a potencial infidelidade de consumidores (quando eles ainda sequer pensam em trocar de marca) ou, quem sabe, identificar padrões de fraude a fim de impedir que eles atinjam futuramente determinado negócio. Podemos também potencializar receitas corporativas apenas acompanhando as oscilações de consumo em bases de dados e adequando as estratégias de comunicação de acordo com os históricos de consumo destes *targets*. Contudo, uma questão gravita em torno destes resultados: terá sido mesmo a tecnologia que os tornou possíveis? Se o acompanhamento dos movimentos individuais não é novidade e já integrava a prática disciplinar, por que estas preocupações são o retrato do contemporâneo?

Estas questões serão respondidas ao longo da primeira parte da tese, conforme convocarmos uma análise histórica das práticas discursivas que envolveram, ao longo do tempo, o registro como cuidado de si e como acompanhamento (ou interferência) da alteridade. Entender a influência dos bancos de dados no contemporâneo e o modo como consolidou o preditivo como parâmetro de produção de sentido pressupõe identificar e mapear as linhas que se emaranham neste dispositivo ao logo do tempo – primeiro como registro, depois como arquivo, depois como bancos de dados e, dentro desta configuração, como sistemas inteligentes baseados em conhecimento.

3.2 – As bases do preditivo no contemporâneo: um olhar arqueológico

Ao analisamos o nascimento de um pensamento preditivo no mundo contemporâneo, uma das razões para a sua consolidação como modo de produção de sentido está no cenário sócio-econômico que se desenha na segunda parte do século XX e no início deste século, quando o sistema capitalista começa a dar sinais de mudança na mecânica de produção e no consumo em escala mundial. Três fenômenos parecem ter estimulado,

economicamente, a preocupação em antecipar cenários futuros, extraindo deles tendências: (1) os resultados pouco satisfatórios da comunicação de massa, com redução mundial significativa dos investimentos em propaganda; (2) a democratização dos resultados de pesquisa em inteligência artificial, que rumam do âmbito exclusivo dos laboratórios científicos para o cenário de negócios; (3) a democratização da Internet, que propiciou redução significativa de custos para implantação de bancos de dados corporativos e estratégias de comunicação personalizada.

As condições para a assimilação do preditivo não estão, certamente, no desenvolvimento tecnológico, mas no sujeito de conhecimento - historicamente constituído - que surge na Atualidade. É ele quem nos lembra que “todo passado é um passado do presente” (Vaz, p. 9). Logo, é o olhar contemporâneo que dota o preditivo de sentido como uma possibilidade construída historicamente. Contudo, uma análise dos fatos que se desdobraram, principalmente na última década, oferece um retrato das linhas de força e fratura no sistema capitalista.

Na década de 60, o fordismo, com sua proposta de produção em escala, dava sinais de crise: os sistemas de produção em massa eram marcados pela rigidez, quando a flexibilidade já se apresentava como tendência imprescindível para as décadas seguintes (Harvey, 1989, p. 140). Os anos 80, por sua vez, presenciaram uma internacionalização do capital cada vez mais intensa e a globalização crescente de mercados, gerando um mundo progressivamente sem fronteiras. Aos poucos, a sociedade industrial cede lugar a uma sociedade da informação, ao mesmo tempo em que uma cultura de serviços se consolida e o conceito de consumo se amplia.

A década de 80 é, também, aquela que proporciona uma revolução da informação e da tecnologia - a automatização crescente e a miniaturização dos computadores criam condições para a expectativa de um processo decisório cada vez mais ágil dentro das empresas. Vive-se, paralelamente, um período de efervescência nas pesquisas de inteligência artificial. No campo da Informática, e acompanhando uma tendência que iria afirmar o aparecimento

do preditivo, surge o modelo relacional, “trocando a rigidez das estruturas hierárquicas pela flexibilidade das relações” (Barbieri, 2001, p. 2). Junto com os bancos de dados relacionais¹¹ - suplantados, na década de 90, pela revolução dos *databases* orientados a objetos - os anos 80 introduzem conceitos como engenharia da informação e análise de dados, fazendo oposição ao estilo processista que até então caracterizava os sistemas (ibidem).

O cenário conturbado dos anos 90 consolida as bases do preditivo como tendência. O crescimento da competição global e a formação de blocos econômicos, impactando nas questões de mercado mundiais e nacionais, exigiram das empresas - onde quer que estivessem - respostas cada vez mais rápidas e habilidades mais abrangentes para concorrer nos mercados interno e externo. Duas conseqüências decorrem desta conclusão: 1) para manter níveis favoráveis de consumo, mesmo com o mercado global, é preciso inverter a mecânica, identificando primeiramente as demandas e depois produzindo na justa medida da expectativa de consumo (e isto acontece graças ao sistema flexível de manufatura); 2) para enfrentar os inúmeros competidores, é preciso prescindir de “fazer tudo para todos” (Ries, 1995) e concentrar os investimentos no negócio principal. A especialização e a idéia de foco, nos anos 90, abrem caminho para um conceito que haveria de ganhar espaço ainda naquela década, quando a expansão se tornou inviável: a personalização.

Desde que a sociedade da informação lança suas bases, o conceito de consumo se amplia, deixando de referir-se apenas a produtos, mas também a serviços e idéias. A internacionalização do capital, a interdependência das nações e a formação de mercados globais complexificam a questão do consumo – o movimento expansionista começa a dar sinais de estagnação

¹¹ Conforme explica Eduardo Mayer, “os bancos de dados relacionais (RDBMS) usam uma arquitetura tabular ou matricial onde os dados são referenciados através de linhas e colunas, enquanto os bancos de dados orientados a objetos (ODBMS) podem ser inteligentes combinando lógica e os dados (...) Os objetos são ativos já que podem conter lógica, enquanto os relacionais são passivos necessitando de um programa para manipular os dados”. Mais informações sobre estes dois modelos podem ser encontradas no artigo eletrônico “Quais as diferenças entre bancos de dados relacionais e bancos de dados orientados a objetos”: <http://www.efagundes.com/Artigos/Quais%20as%20diferencas%20entre%20os%20bancos%20de%20dados%20relacionais%20e%20os%20orientados%20a%20objetos.htm>

frente às inúmeras forças que concorrem no cenário das 'economias-mundo'¹². O grande desafio do contemporâneo passa a ser, agora, estimular e criar novas formas de consumo, mantendo crescentes as entradas de divisa e a circulação de produtos no cenário internacional.

Paralelamente, a comunicação de massa - que poderia acelerar as engrenagens de consumo - mostra que já não proporciona, como antes, os mesmos resultados. Uma análise das últimas décadas confirma uma redução do espaço da propaganda no mundo. Se nos anos 70, a propaganda chegou a ocupar cerca de 1,4% do PIB brasileiro, na década de 80, as verbas chegaram a encolher 30%¹³. Desde o início dos anos 90, os investimentos em publicidade convencional vêm se tornando menos expressivos. A saturação progressiva nos índices de retenção de mensagem¹⁴, a valorização da credibilidade corporativa para o desempenho de mercado e o aparecimento de novas ferramentas que potencializam o consumo no ponto de vendas respondem, em grande parte, pela redução de investimentos na comunicação de massa, especialmente na propaganda.

Grande parte da verba, já no início da década de 90, migra para ações de comunicação mais dirigidas, como promoções e campanhas de marketing direto (onde o conceito de *database corporativo* se consolida). Os investimentos em promoção se justificam à medida que estudos comprovam o aumento de importância do ponto de vendas nas decisões de compra do consumidor: sabe-se hoje que 85% das decisões de compra acontecem nos

¹²O historiador Fernando Braudel cunha o termo 'economia-mundo' para se referir a determinados cenários que confirmam a hegemonia do econômico, definindo, por conta desta configuração, tendências nos mercados, na produção e na esfera sócio-política (Braudel, 1986)

¹³ Compreendido o período entre os anos de 1982 e 1989. Ver: TENSÃO no alegre mundo do neon. *Revista Exame*, 11 dez 1991. Publicidade, p. 114.

¹⁴ Sabe-se que o volume de mensagens a que o indivíduo médio, todos os dias, é submetido não permite mais distinguir toda a informação que ele recebe. Para resultados significativos, a veiculação tem que ser cada vez mais massiva. Conforme levantamento da LPM/Burke, o nível de lembrança das campanhas em televisão, só entre os anos de 86 e 91, caiu de 25% para 21%. Para garantir níveis de lembrança mais substanciais, anunciantes apostam em cenários espetaculares ou investem em mídias alternativas, como *indoors* em banheiros e elevadores (espaços onde os índices de recall chegam a 93%).

pontos de venda. Em 95, este índice era de 70% e em 86, de 66%¹⁵. Estes números justificam não só a reorganização das verbas de comunicação, como os investimentos na automatização dos pontos de venda e na melhoria dos processos logísticos.

“Conquistando fatias cada vez mais substanciais das verbas publicitária - entre 30% e 40% do total investido pelas empresas em propaganda e marketing -, as agências de promoção devem dobrar seu faturamento nos próximos cinco anos. Nos Estados Unidos, 70% da verba vai para promoção e 30% para a publicidade convencional (...) Os especialistas estimam que o mercado de propaganda movimento por ano no Brasil cerca de R\$ 8 bilhões e o mercado de promoções R\$ 6 bilhões, dos quais apenas R\$ 2 bilhões são gastos formalmente com os trabalhos de agências de promoção”¹⁶

Também há razões para o aumento de investimentos em marketing direto e em estratégias de relacionamento. Embora a publicidade tradicional tenha ela própria perdido espaço, as estratégias de relacionamento – baseadas fundamentalmente em bancos de dados – encontraram ressonância no cenário contemporâneo por conta de duas promessas: permitem uma relação mais duradoura com os clientes (aumentando sua taxa individual de consumo), bem como proporcionam uma adequação das ofertas e da comunicação, de acordo com as características do cliente (o que representa custos menores e previsão de resultados). Observando as premissas do CRM (Customer Relationship Management), fica claro porque o capitalismo de sobreprodução promoveu esta alteração no ethos da comunicação. São benefícios da gestão de relacionamentos com o cliente:

“Melhor retenção e fidelidade do cliente – os clientes permanecem mais tempo, compra mais e com mais frequência –, ou seja, maior valor a longo prazo.

Maior lucratividade dos clientes – não apenas porque cada um deles compra mais, mas também por causa dos menores custos para recrutá-

¹⁵ Estas estatísticas são importantes para demonstrar a mudança de foco nas decisões de comunicação. Os números provêm dos estudos do POPAI - Point of Purchase Advertising International - sobre o hábito de compra dos consumidores americanos, bem como das pesquisas feitas sobre o comportamento do consumidor brasileiro nos pontos de venda do varejo. Ver: ESTUDO do POPAI mostra que 70% das decisões de compra acontecem no PDV. *Revista About*. Apud: Curitiba, Clipping Centro de Informações, n. 18, novembro, 1995. Ver também artigo “Migração para o ponto de venda: mito ou realidade?”, de Ronald Peach Jr., disponível no site do POPAI-Brasil-Point of Purchase Advertising International: <http://www.aesetorial.com.br/comercio/artigos/2003/nov/24/256.htm>

¹⁶ A PROMOÇÃO é a alma do negócio. *Gazeta Mercantil*, 13 mar. 2003, p. C6

los e da não necessidade de recrutar um número grande de clientes para manter constante o volume de negócios.

Custo reduzido de vendas, pois os clientes existentes, em geral, são mais responsivos” (Stone, Woodcock e Machtynger, 2001, p. 25)

Cabe observar que, aos poucos, na mecânica que o capitalismo de sobreprodução encontra para expandir o consumo, a tecnologia é presença constante. Seja para antecipar cenários futuros, personalizar mensagens, adequar produtos ou, ainda, para automatizar toda uma cadeia de suprimentos (como a chegada da etiqueta inteligente¹⁷ promete fazer), o fato é que a tecnologia surge como suporte de uma nova ordem de fenômenos, traduzindo para nós esta escrita subcutânea que nem sempre fica evidente no corpo social e em suas práticas discursivas. Afora as vantagens na comunicação entre os parceiros da cadeia produtiva, a assimilação da etiqueta inteligente é um bom exemplo porque evoca palavras-chave para uma análise das práticas discursivas no contemporâneo: **rastreabilidade e controle** (na trajetória de produtos), **identificação em meio aberto** (é possível a “leitura instantânea de todos os produtos colocados no carrinho do consumidor”) e **modulação permanente**. Analisando as premissas da sociedade de controle, Deleuze já advertira para este fenômeno, ao falar de “um mecanismo de controle que [dava], a cada instante, a posição de um elemento em espaço aberto” (1992):

“O controle é de curto prazo e de rotação rápida, mas também contínuo e ilimitado, ao passo que a disciplina era de longa duração, infinita e descontínua.

(...) o que conta [hoje] não é a barreira, mas o computador que detecta a posição de cada um, lícita ou ilícita, e opera uma modulação universal” (p. 224-225)

O surgimento dos sistemas inteligentes e a proliferação de suas aplicações em vários campos de saber – seja descobrindo padrões, seja identificando predisposições e tendências – sedimentaram o preditivo como prática discursiva, sobretudo por seu diálogo amigável e permanente com o risco. Como consequência, bancos de dados e ferramentas tecnológicas de apoio à

¹⁷ Para mais informações, ver: RIBNIK, Sergio. O futuro com a etiqueta inteligente. Gazeta Mercantil, 6 fev. 2004, p. A3.

decisão aparecem freqüentemente nas iniciativas de exploração em vários campos de conhecimento, estejamos falando de medicina, engenharia, finanças, logística ou comunicação.

Mas apesar da capacidade crescente de reunir grandes quantidades de informação em bases de dados, o registro em si tem cada vez menos importância quando comparado às condições de prognóstico que estes *databases* hoje possuem. A partir do momento em que se torna possível falar de uma algoritmização do conhecimento¹⁸ – podendo-se calcular predisposições e riscos –, o sentido de registrar a alteridade ganha novos contornos, reafirmando as bases da chamada ‘sociedade de controle’, de que nos falava Deleuze.

Isto não significa que a idéia de registrar e acumular informações seja menos permeável à análise histórica de uma produção de verdade - considerando a verdade não como um saber metafísico a ser alcançado, mas um efeito de superfície, produto do embate de forças em determinado contexto. Embora a assimilação do cálculo pelas bases de dados inaugure inúmeras possibilidades a que só o contemporâneo teve acesso, a história do registro em si já evidencia os contornos de um dispositivo, de uma prática discursiva enunciativa de um campo de saber e de uma estratégia de poder - entendido poder como “precisamente o elemento informal que passa entre as formas do saber, ou por baixo delas” (Deleuze, 1996, p.75). Descrevendo as dimensões de um dispositivo e a razão porque seus regimes de enunciado fazem ver e falar o que um determinado contexto histórico produziu e o que já constitui semente do porvir, Deleuze esclarece:

“(...) As primeiras duas dimensões de um dispositivo... são as curvas de visibilidade e as curvas de enunciação. É que os dispositivos são como as máquinas de Raymond Roussel, máquinas de fazer ver e de fazer

¹⁸ Conhecimento no sentido empregado por Nietzsche, para quem o conhecimento é, antes de tudo, uma invenção, uma *Erfindung* – termo que se antepõe claramente a *Ursprung* (origem). Portanto, esta algoritmização do conhecimento não recai sobre um pretense saber metafísico, mas, antes, sobre um conjunto de saberes histórica e humanamente constituídos, como produto de uma luta pelo poder. Como descreve Foucault a respeito do pensamento de Nietzsche: “(...) o conhecimento é simplesmente o resultado do jogo, do afrontamento, da junção, da luta e do compromisso entre os instintos. É porque os instintos se encontram, se batem e chegam, finalmente, ao término de suas batalhas, a um compromisso, que algo se produz. Este algo é o conhecimento” (1999, p. 16)

falar (...) Se há uma historicidade dos dispositivos, ela é a dos regimes de luz – mas é também a dos regimes de enunciado. Porque os enunciados, por sua vez, remetem para linhas de enunciação sobre as quais se distribuem as posições diferenciais dos seus elementos. E se as curvas são elas próprias enunciadas, é porque as enunciações são curvas que distribuem variáveis, e, assim, uma ciência, num dado momento, ou um gênero literário, ou um estado de direito, ou um movimento social, são definidos precisamente pelos regimes de enunciados a que dão origem (...)” (1996, p. 84-85).

Convém lembrar que a própria noção de história, aqui, precisa ser atualizada no seu uso, sob pena de seu entendimento esbarrar no argumento reducionista de causa-e-efeito. Não partimos da idéia de uma verdade inscrita no tempo, de um passado cujo sentido não se move exatamente porque fala de acontecimentos que ficaram pra trás, mas, ao contrário, de um passado permanentemente retocável porque é analisado – e atualizado – sempre à luz do presente. Com este método e seguindo os passos de Foucault, podemos entender o presente como “acontecimento, como a emergência da possibilidade de se deixar de ser o que ainda se é” (Vaz, 2002, p.10).

O modo como vemos o tecnológico hoje, o peso que lhe atribuímos e o recorte de produção de verdade de que partimos é o que dota o passado do sentido que a ele é conferido. Quando há uma descontinuidade no presente – e ela aparece, no contemporâneo, com as questões e as novas possibilidades do vir-a-ser que a tecnologia nos apresenta –, então esta descontinuidade nos convida a olhar o passado novamente, agora à luz do recorte de sentido que o nosso presente comporta. Como veremos adiante, ao analisar o passado em que situamos a ‘consolidação’ dos sistemas inteligentes e das ferramentas de extração de conhecimento, a interpretação do sentido destes acontecimentos só é possível porque a produção de verdade no presente assim o permite.

“Afirmar, porém, que todo passado é um passado do presente, que é uma descontinuidade no presente o que nos oferece o passado como objeto de investigação, implica atribuir o peso na determinação das diferentes ordens concebidas ao modo como o presente pensa seu lugar no mundo, ao sentido e valor que atribui às suas crenças em relação a outras que existiram, existirão ou poderiam existir.

A perda de estatuto de verdade do passado e conseqüente acento sobre a relação que cada um de nós estabelece com o que considera

verdadeiro é metodologicamente decisiva, pois obriga a pensar que cada presente forma seu modo de ordenar”(Vaz, 2002, p. 8-9)

O preditivo como práxis permitiu não só uma institucionalização das tecnociências, como transformou bases de dados e sistemas inteligentes, simultaneamente, em efeito e suporte de um novo tipo de olhar inscrito no espaço social. Efeito porque gerou novas formas de saber - calcadas na idéia de registro progressivo e histórico das práticas sociais. Suporte porque o acúmulo de informação resultante, bem como as operações de interpretação dos fenômenos registrados na linha do tempo, proporcionaram formas de saber capazes de monitorar oscilações indesejáveis no comportamento dos indivíduos. O olhar preditivo se inscreve no espaço social por meio das práticas discursivas que estimula e das táticas de poder que seus dispositivos tecnológicos propiciam. É dessa história que vamos falar agora.

3.3 - Registro de si: techné du biou

Considerando a importância das noções de registro e arquivo para o entendimento da lógica dos bancos de dados, convém lembrar aqui a trajetória do conceito de registro, a fim de analisar em que momento e de que forma esta técnica (e vontade) de saber se transformou numa prática visível de poder.

Grande parte das informações acumuladas em databases – e submetidas a tratamento posterior para extração de tendências e padrões – vem do registro espontâneo de dados. Este comportamento de registrar impressões e desejos e descrever características pessoais não é uma particularidade nossa, apesar da proliferação crescente das pesquisas de perfil e dos cadastros eletrônicos. Embora cada época permita um olhar sobre seus próprios dispositivos, um passeio pelos estudos de Foucault sobre as técnicas e o cuidado de si nas éticas pagã e cristã nos aponta um dado importante sobre o sujeito de conhecimento: desde os gregos, nossa cultura vem sendo atravessada por uma certa narrativa de si.

Na Grécia Clássica, a escrita aparece atrelada à noção de *epilemeia heautou*, ou seja, como cuidado de si mesmo. Integra, assim, tal qual a leitura e o exercício¹⁹, um conjunto de práticas voltadas para a formação do homem grego - pelo menos daquele que pretende dedicar sua vida a uma estética da existência. O adestramento de si era considerado um dos princípios fundamentais para o aprendizado de uma arte da vida, de uma *techne du biou*. Socráticos, cínicos e pitagóricos costumavam atribuir importância a esta autodisciplina, utilizando ferramentas diversas, tais como abstinências, memorizações, meditações, escrita e escuta do outro. Este treino de si pode parecer bastante severo para os nossos olhos, mas nada tem a ver com a proposta de austeridade e penitência próprias de uma ética cristã. Como lembra Foucault, “na cultura pagã o problema principal não eram as regras para austeridade, porém muito mais as técnicas de si mesmo” (1984, p.42). Aos poucos esta ‘arte da vida’ vai se transformando, cada vez mais, em uma técnica de si. O hábito da escrita, seja por meio da correspondência ou dos cadernos de notas (hipomnematas), desempenha importante papel neste exercício de reflexão, tirando o foco do espaço da cidade para concentrar a atenção no bem-estar do espírito e na saúde do corpo do indivíduo.

Aliás, ao falar sobre a extrema preocupação dos gregos com a questão da saúde, Foucault esclarece um ponto importante sobre a cultura antiga, mostrando uma diferença entre gregos e romanos na narrativa de si. Segundo ele, “o problema geral grego não era a *techne* de si mesmo, era a *techne* da vida” (1984, p. 48). A relação com a cidade é bastante forte entre os gregos e embora o cuidado de si já seja uma preocupação evidente, a *techne du biou* não deixa como foco de atenção o cuidado de si por conta do valor intrínseco desta práxis. Foucault lembra que o cuidado de si como prioridade começa com os epicuristas e evoca o Alcebiades de Platão para mostrar esta sutil diferença: “você tem que cuidar de si porque você tem que governar a cidade” (1984, p.48). É na leitura de Sêneca, Plutarco, Plínio, Lucílio e Marco Aurélio,

¹⁹ Para mais informações, ver: FOUCAULT, Michel. A escrita de si. In: O que é um Autor? Lisboa, Vega, 1992, p. 232. Ver também “Sobre a Genealogia da Ética: uma visão do trabalho em andamento”, entrevista concedida a Hubert Dreyfus e Paul Rabinow. In: ESCOBAR, Carlos Henrique. Dossier Foucault. 41-70.

nos séculos I e II, que encontramos, efetivamente, esta mudança progressiva de foco no exercício das correspondências e nos hipomnematas. Foucault descreve esta transição que atravessa o ethos do cuidado de si e as práticas discursivas que dele fazem parte:

“Acho que uma das principais evoluções na cultura antiga tem sido que esta *techne tou biou* se tornou mais e mais a *techne* de si mesmo. Um cidadão grego do quinto ou quarto século teria sentido que esta *techne* para a vida era cuidar da cidade, de seus companheiros. Porém para Sêneca, por exemplo, o problema é cuidar de si” (1984, p. 48).

Este detalhe na história da cultura de si é importante para uma genealogia do registro porque evidencia, entre outras coisas, os contextos variados em que as narrativas de si e do cotidiano se tornaram (1) forma instituída de saber e (2) foco de interesse da alteridade. Mais adiante, com o aparecimento, na França do século XVII, das *lettres de cachet*, a escrita ganha outra dimensão e poder de influência, passando seus conteúdos a integrarem a cena pública e o interesse da coletividade, quando comunicações do rei não só despertavam a curiosidade alheia, como implicavam intimações para os integrantes do corpo social.

O cuidado permanente com a noção de medida – seja na alimentação, nos exercícios ou no aprimoramento da conduta – aparece com frequência nos cadernos de notas (hipomnematas) e na troca epistolar dos séculos I e II. Diferente das cartas, entretanto, os cadernos de notas na cultura greco-romana evocam menos o espírito afetivo próprio da troca epistolar e apostam mais em uma lógica primitiva de arquivo, já que “constituíam uma memória material das coisas lidas, ouvidas ou pensadas; ofereciam-nas assim, qual tesouro acumulado, à releitura e à meditação ulterior. Formavam também uma matéria prima para a redação de tratados mais sistemáticos” (Foucault, 1992, p. 135).

Reunindo fragmentos de obras, citações e as próprias reflexões, mas podendo, também, constituir livros de contabilidade ou de notas, os hipomnematas inauguram uma espécie de arquivo a partir do registro livre do que estimula o espírito. A informação acumulada não só tem uso variado como pode ser acessada o número de vezes que a memória quiser. Em última análise, os

cadernos de notas funcionam como uma espécie de registro sempre disponível de reflexões e impressões, bastante úteis dentro de uma lógica do cuidado de si e já introduzindo a idéia de um acervo permanentemente disponível.

O hábito da correspondência, por sua vez, se consolida como uma espécie de exercício pessoal, onde se pratica a solidariedade e o aconselhamento, mas também uma releitura de si e dos próprios hábitos. Este uso da correspondência como forma de organizar o próprio pensamento e de proporcionar, pela narrativa de si e pela via do aconselhamento, um olhar mais atento sobre a própria conduta, nós o encontramos nas cartas entre Sêneca e Lucílio:

“(...) os homens de bem são úteis uns aos outros. A sua função é praticar a virtude e manter a sabedoria num estado de perfeito equilíbrio. Mas cada um necessita de outro homem de bem com quem troque impressões e discuta os problemas. O sábio necessita igualmente de manter as suas virtudes em atividade e, por isso mesmo, não só se estimula a si próprio como se sente estimulado por outro sábio (...) Na realidade, ser útil consiste em estimular o espírito segundo a natureza por ação da própria virtude. E isto não pode ocorrer sem algum proveito quer para o espírito do estimulado quer para o daquele que lhe serve de estímulo, porquanto necessariamente quem põe em ação a virtude dos outros põe em ação também a sua própria (Sêneca, carta 109, p. 603-604)

Além da via do aconselhamento, a troca de correspondências na cultura greco-romana marca um momento importante na história do registro: a carta é, ao seu modo, um relato do cotidiano, sendo um dispositivo que `faz ver e falar` as práticas sociais que demarcam os territórios de poder na idade clássica. Esta narrativa continuada que marca a prática epistolar é uma das primeiras experiências de registro do cotidiano com valor de histórico. Os estudos de Foucault vão mostrar duas etapas na história da cultura de si – uma em que o cuidado recai sobre a cidade (onde a narrativa de si é uma escrita do corpo na sua interface com o espaço urbano) e outra, em que a *techne du biou* vai, progressivamente, sendo substituída por uma *techne de si*. Enfatizando um ou outro aspecto, o fato é que os primórdios da correspondência como escrita de si contam a história de um tipo específico de sujeito de conhecimento, que define, no espaço da cidade, sua ética – entendida a ética como relação que o homem escolhe ter consigo mesmo. As cartas contam, portanto, no registro de

si, as linhas de saber e poder que atravessam as práticas do homem grego no espaço urbano, bem como registram o corpo nas suas múltiplas experiências de escrever sobre o tecido da cidade.

As circunstâncias diferem, bastante, da perspectiva cristã, quando a disciplina como cuidado de si cede lugar para uma vigilância austera. O corpo agora deve jejuar e ser castigado. Não se trata mais de uma abstinência que represente um exercício voluntário de adestramento de si, mas, antes, de uma constante vigilância do corpo e do espírito. Já não basta relatar oralmente as tentações; a narrativa de si aparece agora como ferramenta complementar ao exercício da confissão. Se o corpo registra e narra os movimentos de perturbação da alma, a idéia de autodisciplina, na ética cristã, se transforma em vigilância.

A escrita, neste contexto, aparece como elemento importante da vida ascética. Longe de substituir o hábito da confissão, os diários íntimos ampliam o contexto de vigilância e ortopedia do espírito, já que registram os movimentos e as perturbações da alma diante do mundo. A escrita de si, com a ética cristã, funciona como uma espécie de confissão para maior disciplina do espírito. A narrativa de si assimila um teor de purificação que é bastante oportuno sempre que a tentação é grande e não há um companheiro de ascese capaz de escutar e estimular a pronta correção de rumo. Lendo a memória de suas paixões e erros, o homem se defrontaria com suas fraquezas; sua vergonha funcionaria como combustível permanente para uma disciplina do espírito: “aquilo que os outros são para o asceta numa comunidade, sê-lo-á o caderno de notas para o solitário (...) o constrangimento que a presença alheia exerce sobre a ordem da conduta, exercê-lo-á a escrita na ordem dos movimentos da alma” (Foucault, 1992, p. 130).

Na Modernidade, a disciplina do espírito e do corpo, que vigorou durante a Idade Média, cede lugar a uma outra forma de ortopedia: a vigilância e a denúncia do corpo alheio. Uma análise dos registros históricos, entre eles cartas, aponta para o nascimento de um olhar investido de autoridade que se institucionaliza e que banaliza, ao mesmo tempo, com sua comunicação de

mão-única e sem direito de defesa, os conflitos e as diferenças do tecido social. Estamos falando das famosas *lettre de cachet* – ferramenta de poder da monarquia absoluta e espécie de ordem real capaz de determinar os destinos do indivíduo, inclusive aqueles de natureza privada (casamentos, disputas e conflitos familiares, desobediência aos pais, desavenças na comunidade).

Lembrando que as razões que originavam as cartas raramente eram de interesse da monarquia, esta forma de registro desperta curiosidade, já que coloca a figura do rei como mediador e interventor público no corpo social. As situações eram, na maioria das vezes, ou de âmbito privado ou se referiam ainda às pequenas disputas de poder no espaço cotidiano de legitimação do coletivo. Convém observar, no estudo desta forma particular de registro e vigilância do social, o esquema de circulação e distribuição destas cartas: elas raramente partem do próprio rei; antes, resultam da solicitação de gente do povo, cujas demandas se referem, como já vimos, às disputas cotidianas pelo poder, às antipatias e conflitos na vizinhança, às brigas familiares e àqueles que punham em risco as normas implícitas da cidade. A figura do rei, com suas *lettres de cachet*, institucionalizava uma prática social de isolamento, mas este olhar arbitrário que ele inscreve no espaço social é o olhar excludente do próprio grupo, tentando oprimir e punir a diferença.

O que a *lettre de cachet* nos mostra, no século XVII, é uma espécie de ortopedia de conduta, imposta de forma silenciosa pelo coletivo. O rei, neste caso, legitima e sustenta, por meio do registro (uma prática de saber que convida a uma estratégia de poder), este olhar intransigente que o social devolve a toda diferença incômoda que ameaça a sobrevivência de suas normas implícitas. A prática do registro, neste momento, incide sobre o social, condicionando o externo a uma disciplina que antes, nas éticas pagã e cristã, tinha um caráter voluntário e reflexivo. Nos séculos XVII e XVIII, a consolidação do inquérito como ferramenta de poder e registro sobre a alteridade reconfigura as condições de interferência no espaço social. A autodisciplina se transforma em disciplina da alteridade. Estava aberto o caminho para a normatização do corpo social - que os saberes haveriam de institucionalizar - e, mais adiante,

para os mecanismos sutis que caracterizam a positivação do risco na sociedade de controle.

No contemporâneo, a questão do registro ganha novos contornos e a escrita de si volta à cena²⁰. Depois de uma normatização dos saberes, que encontra ressonância no século XIX - onde o especialista é quem está à frente da produção de verdade -, o contemporâneo acena com novas práticas discursivas, instituindo um novo modelo de escuta e estimulando, novamente, uma narrativa de si. Diante das demandas de uma sociedade de consumo, que cada vez mais precisa saber para poder personalizar produtos e serviços garantidamente assimilados pelo mercado, é preciso substituir o modelo de registro da alteridade por mecanismos mais competentes e flexíveis de escuta ativa. Em contrapartida, a narrativa de si é permanentemente estimulada pelas engrenagens do consumo, de modo que a tecnologia absorve, hoje, todas as informações que podem fazer esta alteridade falar: o que cada um consome, em que condições e frequência, histórico e volume de compras, gostos pessoais, nível de satisfação com as marcas, grau de fidelidade, entre outras inúmeras informações que os bancos de dados permitiram compactar e combinar, a fim de otimizar as estratégias de comunicação.

Esta narrativa de si se consolida no contemporâneo à medida que se estabelece um capitalismo de sobre-produção, onde o objetivo principal é o de manter o consumo em níveis ótimos e não deixar que o desempenho do indivíduo prejudique o sistema. Se a mecânica global de desenvolvimento e sustentação econômica se fundamenta na otimização do consumo e se, paralelamente, constatamos uma saturação na capacidade de assimilação das mensagens, então novas práticas discursivas aparecem com a finalidade de proporcionar condições para otimizar a taxa de consumo individual.

²⁰ Um dos traços mais evidentes da escrita de si, no contemporâneo, é a explosão dos blogs pessoais. Em matéria publicada no Estadão, em março de 2003, confirmava-se um fenômeno curioso: os blogs aumentam progressivamente, mas sem leitores. O fato não parece incomodar os que se aplicam ao 'registro de si', narrando cotidianos. Segundo dados da matéria, já existem cerca de 4,1 milhões de blogs. Ver: <http://www.estado.estadao.com.br/editorias/2003/10/15/cad032.html>.

Duas soluções aparecem aqui: (1) personalizar produtos e mensagens, de modo a aumentar as condições de oferta e a demanda individual pelas marcas em circulação; (2) apostar no meta-consumo, onde bases de dados com nomes garimpados sob medida (por conta do seu potencial) são comercializados. Tanto no primeiro quanto no segundo caso, reunir nomes e informações precisas sobre suas condições de consumo implica não só a criação de *databases*, como também formas de estimular a permanente atualização dos dados ali contidos. É onde entra, no contemporâneo, a prática atualizada do registro de si.

Estes *databases* reúnem registros de dados pessoais e (confissão voluntária) de expectativas e hábitos, ao mesmo tempo em que estimulam a formação ininterrupta de nexos capazes de 'fazer ver e fazer falar' este Outro, para além do que ele mesmo possa saber de si. Se, como diz Foucault, as ciências do exame mantêm ligação íntima com a formação e a estabilização da sociedade capitalista, não é de se estranhar que o inquérito e suas variáveis constituam igualmente as raízes do hábito contemporâneo de investigação da vida privada do indivíduo, bem como do rastreamento de relações possíveis capazes de fomentar um maior controle sobre ele. Em outros termos: os bancos de dados, embora comprometidos com uma lógica de rede, continuam a reproduzir, sob novas bases, as idéias de narrativa de si e de registro - submetidas depois a análises estatísticas que permitam enxergar para além do que os próprios dados contam.

A narrativa de si, na contemporaneidade, levanta outra natureza de questões. Convém avaliar o que mobiliza o indivíduo, hoje, a contar – e registrar – detalhes pessoais da sua vida privada. Detalhes esses que não são para seu uso exclusivo, mas, ao contrário, que circulam anonimamente, sem que se possa, inclusive, determinar por quais caminhos passou. Um detalhe curioso acerca do uso dos nomes em *databases* corporativos é que eles são comercializados entre parceiros comerciais sem que seja possível, às vezes, identificar a trajetória desses registros. Especialmente no Brasil, se o consumidor não expressa seu desejo de privacidade, é certo que seu nome vai,

sem que ele saiba, transitar por bases de dados diferentes. Os nomes com potencial de consumo garantido são, em si, um produto à venda.

Considerando que toda esta mecânica tem por meta proporcionar uma adequação progressiva de produtos e serviços - prometendo equacionar o problema do excesso de comunicação -, o preço da narrativa de si pode parecer baixo. Entretanto, a personalização de produtos que o sistema flexível de manufatura proporcionou, bem como o ajuste de mensagens às demandas individuais, não foram os únicos resultados. As formas de acumulação da informação cotidiana deixam entrever novas técnicas de poder. Se é possível oferecer produtos e serviços sob medida, é possível também excluir da comunicação aqueles que não se adequam ao perfil previamente determinado. A narrativa de si evidencia uma produção de verdade e aponta, em uma análise mais detalhada dos dispositivos tecnológicos, para um efeito de poder que um certo tipo de saber – economicamente valioso – pode gerar. A prática usual de dividir consumidores (ou pacientes, espectadores, clientes) em células²¹ - a partir dos dados que eles oferecem de si durante longos períodos de tempo - oferece um retrato do potencial das práticas discursivas do contemporâneo:

“ (...) divida o seu banco de dados em cinco partes iguais. Crie uma lista com a data de respostas/compras dos clientes, seguindo das mais recentes para as mais antigas. Os 20% de respostas mais recentes devem receber peso 5, os 20% abaixo ficam com peso 4, e assim sucessivamente, até os últimos 20% (peso 1). Estará pronto o item Recenticidade (R).

Ainda com o database dividido em cinco partes iguais, selecione desta vez a relação de clientes pelo código Freqüência (F). Os 20% mais freqüentes receberão peso 5, os 20% imediatamente inferiores ganharão peso 4, e assim por diante até os 20% finais (peso 1).

Adote o mesmo procedimento para o código Monetária (M), começando pelos 20% que fizeram o maior gasto (peso 5), e trabalhe de maneira descendente até a última parte da lista (os últimos 20%, peso 1).

²¹ O modelo preditivo conhecido como RFV (Recência, Freqüência, Valor) é um dos mais simples. Consiste em dividir o banco de dados em quintis, colocando a lista de clientes, para cada um dos itens, em ordem decrescente (do cliente mais freqüente para o menos freqüente, por exemplo). A partir daí, com as células que agrupam os consumidores por tipo de resposta, pode-se otimizar não só a comunicação, mas também a escolha das células que receberão prioridade de investimentos.

Com a análise RFM, o banco de dados terá células de clientes com três algarismos cada uma. Os clientes 'ouro' receberão o código RFM 555, e as demais células terão a classificação 554, 553...511, 455, 454...411, 355, 354... até o mínimo 111. O database menor deve começar o processo de segmentação com um peso menor para as células: 443, 442. 441... ou 333, 332, 331..." (Centro de Informações, maio/96, p.5)

Paralelamente às condições de 'estriamento da subjetividade', como qualificaria Deleuze por conta deste registro miniaturizado das práticas de consumo, a narrativa de si é, no cenário contemporâneo, um sistema permanente de retroalimentação, que permite "estados metaestáveis e coexistentes de uma mesma modulação" (Deleuze, 1992, p. 222).

Ou seja, a sociedade de controle é antropofágica por excelência e permite a convivência e a modulação da diferença. Para tanto, a tecnologia como dispositivo precisa acompanhar as variações de padrão de comportamento e a evolução de quadros de tendências. Precisa alimentar-se, continuamente, de dados atualizados. O registro de si, aqui, toma novos contornos: não tem a intenção de autodisciplina ou de cuidado de si, mas segue para mãos alheias, transferindo para o sistema (aparentemente automático) a condição de selecionar aquilo que se adequa às demandas e padrões do indivíduo. O processo é de auto-estímulo ininterrupto: consumidores são convidados a narrar seus cotidianos, suas preferências, seus estilos de vida e, principalmente, seus hábitos de consumo. Suas opiniões são igualmente registradas e submetidas a análises estatísticas para a depuração de tendências e problemas.

Há uma razão para isso: o que eles dizem é parâmetro para reordenar processos e otimizar resultados. Na sociedade de consumo, clientes são transformados em auditores de qualidade porque, identificando inconveniências, erros e problemas, são eles que determinam as bases daquilo que lhes será oferecido. Ouvi-los garante a sintonia necessária com as expectativas que vão definir os novos parâmetros no mercado. Entretanto, este registro de opiniões e expectativas esbarra em outro aspecto da narrativa de si:

a questão da privacidade. Uma análise breve da Internet já serve para pontuar o problema.

A Rede, como um grande e labiríntico banco de dados, adota duas formas de registro: 1) o preenchimento de cadastros eletrônicos para posterior envio de *e-mails* e mala-direta, bem como o planejamento de ações de comunicação dirigida; 2) os *cookies* - espécie de 'registro de passagem' por *sites*, *chats* e *instant messengers* (icq), a fim de identificar a trajetória do internauta na Rede. *Cookies* funcionam, portanto, como lente de aumento sobre pegadas no ciberespaço, permitindo identificar por que canais o indivíduo passou, onde parou e por quanto tempo permaneceu. Se, por um lado, sua existência permite que o usuário de Internet receba, em sua tela, ofertas de produtos e informações mais apropriadas aos seus gostos e expectativas, por outro, uma série de questões polêmicas - intensificadas pela ausência de uma legislação clara sobre 'invasão de privacidade' na Rede - adverte para o surgimento de uma nova técnica de saber, desconhecida por muitos e subestimada pela maioria. Um dos pontos discutíveis - mas ainda fora de controle - se refere justamente ao modo como as empresas utilizam estas pistas que estão nos computadores dos usuários. Embora seja uma prática proibida, não é pouco comum que empresas cruzem as informações dos cadastros *online* com os dados que ficam armazenados nos *cookies*, o que permite associar informações anônimas a pessoas reais. Situações desta natureza são relatadas com frequência na Imprensa especializada:

"Alguns *sites* têm armazenado nos *cookies*, sem autorização, informações pessoais dadas pelos usuários nos cadastros *online*. Se alguém usar uma única vez o serviço de e-mail do *site* brasileiro TurismoNet (...) é exatamente isto que acontece. Sem pedir licença ao internauta, o TurismoNet passa informações do cadastro pessoal ao *cookie*, e reconhece o internauta pelo nome assim que ele retorna ao *site* numa nova visita" (A MORTE da privacidade?, *Revista Exame*, jun. 2000, p. 34)

A questão que está por trás dos *cookies* é a quase impossibilidade de se manter anônimo na Rede. E, neste caso, a idéia de 'registro' passa a ser totalmente assimilada pela lógica do controle, à medida que permite identificar "a cada instante, a posição de um elemento em espaço aberto" (Deleuze, 1992,

p. 224). Se o *spam* pode ser deletado sem que se tenha que lê-lo, o mesmo nem sempre acontece com as mensagens, mini-sites e *banners* disponíveis na tela. Neste sentido, a idéia de selecionar conteúdos - publicitários ou não - vai se tornando cada vez mais distante. Em lugar da aparente seletividade, crescem as perspectivas de que o usuário seja, sim, identificado e monitorado nas suas navegações por *sites* e *chats* de conversação. Por outro lado, a idéia de desabilitar os *cookies*, que poderia ser uma alternativa para aqueles que preferem abdicar da personalização de mensagens e ofertas, costuma ser uma prática pouco recomendável, em função dos entraves que pode ocasionar na prospecção de informações na Rede:

“Cookies em si não atrapalham ninguém, se apropriadamente usados. Mas tente desabilitá-los (...) e prepare-se para pagar caro pelo anonimato. Mergulha-se num mundo de senhas, preferências que precisam ser renovadas a cada visita, páginas que não abrem. Os portais latino-americanos StarMedia e O Site simplesmente barram a entrada de qualquer pessoa sem cookies. Participar de um bate-papo do UOL, o maior provedor de acesso e conteúdo brasileiro, com cerca de 700.000 assinantes? Impossível. Ali os sem-cookies não entram (...)” (ibidem, p. 33)

Da mesma forma que os *cookies*, os agentes inteligentes podem facilitar o trânsito na Rede ou contribuir para congestioná-lo em função do volume de informações a que o internauta é constantemente submetido. Teoricamente, os agentes existem para facilitar a interface e otimizar o tempo de negociação entre os internautas e as empresas presentes na *web*. São programas de inteligência artificial que acumulam informações das mais diversas sobre os indivíduos e, a partir de parâmetros previamente definidos por quem os criou, funcionam como filtros na Rede, definindo se a conversa entre as partes prossegue ou não. As finalidades a que se destinam são as mais variadas: desde lembrar de datas importantes e mostrar lançamentos de livros e cds, até atuar como *headhunters* virtuais ou negociar preços de produtos e serviços.

Se, entretanto, estes mecanismos de filtragem de informação podem ser úteis na hora de pesquisar grandes volumes de dados ou garimpar ofertas (como nos leilões inversos), eles podem também tolher o livre trânsito na *web*, o que ocasiona mecanismos nada tácitos de exclusão. Agentes inteligentes podem funcionar como verdadeiros porteiros na entrada de uma página. Com base no

que foi registrado, o agente pode analisar se o perfil do internauta combina com os parâmetros previamente definidos pelo domínio. Se sim, boletins eletrônicos periódicos passam a ser enviados por *e-mail* e conteúdos se tornam acessíveis. Se não, impede-se o acesso ou sugere-se um *site* mais apropriado aos parâmetros do usuário. Com a entrada em cena dos agentes inteligentes, formulam-se novas dúvidas e questões tanto no campo da privacidade quanto no trinômio 'inclusão/exclusão/monitoramento':

“Ou seja, toda vez que nos endereçarmos a algum *www*, antes mesmo de entrarmos o *agent-host* do *site* visitado perguntará ao nosso agente: “Quem é você? De onde vem? O que procura? Quantos anos tem? Onde mora? etc. etc.” E o nosso agente, de acordo com o que predefinirmos, irá responder ou não, de tal maneira que, ao entrarmos no *site*, as informações a nosso respeito já terão sido fornecidas e interpretadas. Como resultado, o valor da experiência junto àquele *site* poderá ser enriquecida, *databases* aperfeiçoados e tempo e dinheiro economizados (Abreu, p. 2)²²

Estes agentes inteligentes - que não estão apenas na *web*, mas também nas *intranets* - atuam em três frentes básicas: 1) identificam e classificam os indivíduos de acordo com um padrão previamente estabelecido; 2) assimilam as diferenças oportunas e 3) excluem os que não se enquadram no perfil desejado ou que não constituem, na linha do tempo, uma diferença assimilável do ponto de vista mercadológico. Estes agentes são algoritmos; como tal, atuam sobre filigranas que nem sempre estão evidentes nos dados solicitados.

Do mesmo modo que os agentes na Rede, as técnicas e ferramentas *data mining*, tanto na *web* como nos *databases*, introduzem um novo olhar sobre a questão do registro: permitindo fazer inferências e estabelecer a influência de uma variável sobre outra ou delas entre si, estas ferramentas matemáticas e estatísticas transformam um modelo arquivístico em preditivo à medida que possibilitam o rastreamento de tendências e a identificação de predisposições. Em suma, o *data mining* surge, dentro desta genealogia do registro, como um passo adiante na identificação do desvio e do desviante: não se trata mais de inferir a diferença que salta aos olhos, mas antes de identificar este possível

²² Ver http://www.about-net.com.br/001/3_coluna/98/abr_002.htm

desvio quando ele ainda não é mais do que uma possibilidade, um indício invisível.

3.4 – Do registro pelo inquérito ao registro pelo exame: olhares diversos sobre a alteridade

Como técnica de poder, interessa-nos constatar em que momento o registro de si vai cedendo lugar a um registro do Outro. Sabemos que a escrita da alteridade começa com o inquérito, uma prática judiciária cujas origens nos reportam aos gregos e que se estende, a partir dos séculos XV e XVI, para outros saberes. A idéia de indagar e reunir dados, procurando (ou produzindo) a verdade por trás dos fenômenos, adquire contornos próprios em diferentes contextos históricos. São essas brechas que nos permitem vislumbrar, na genealogia do registro, as variações nas formas de saber e nas técnicas de poder que atravessam as práticas sociais.

A idéia de registrar a alteridade atendeu a propósitos diferentes ao longo do tempo. Se na Idade Média, muitas vezes, a intenção será “expor, marcar, (...) apoderar-se do corpo e nele inscrever as marcas do poder”²³, na Modernidade, o propósito será ora o de catalogar o conhecimento, ora o de transformar o registro em vigilância. Nos séculos XVIII e XIX, o registro da alteridade terá, com o auxílio das estatísticas²⁴, a condição de identificar o desviante e isolá-lo do contexto. Já nos séculos XX e XXI, a intenção será outra: monitorar as oscilações no comportamento do indivíduo para ajuste periódico do sistema, ou melhor, para otimizar sua performance por uma convocação antecipada de futuro.

²³ Foucault, ao estudar o regime penal, menciona quatro tipos de punição – exilar, converter em dívida, marcar o corpo e enclausurar – e relaciona cada um deles a um tipo de sociedade. Segundo Foucault, teríamos primeiramente as sociedades de banimento (tendo como exemplo os gregos), as sociedades de resgate (as germânicas), as sociedades de marcação (na Idade Média) e, por fim, as que enclausuram (1997, p. 27).

²⁴ Ao falar do mercantilismo como prática política, identificando a preocupação das nações com os números da população economicamente ativa e, por sua vez, com o fluxo de produção da população como um todo e de cada indivíduo em si, Foucault pontua o uso da estatística já no século XVII (1979, p. 82). A contabilidade da natalidade, entretanto, não implica ainda uma vigilância, como teremos a oportunidade de ver a partir do século XVIII, quando se presencia o surgimento de uma polícia médica na Alemanha e a vigilância da população urbana, na França, por meio da medicina urbana e da quarentena. A respeito do nascimento da Estatística, ver também: FOUCAULT, Michel. A Verdade e as Formas Jurídicas, p. 74.

Apesar dos conceitos de registro e arquivo serem, em si, cada vez menos importantes na definição do que um bancos de dados pode ou não fazer hoje, entender a mecânica do registro da alteridade, assim como do registro de si, permite identificar o sentido deste acompanhamento, indivíduo a indivíduo, que o contemporâneo aponta como tendência, bem como circunscrever a matriz que propiciou o crescimento das tecnociências. Já o entendimento das condições históricas e das possibilidades técnicas que nos levaram a uma algoritmização do cotidiano fica por conta do estudo dos desdobramentos do registro em modos de classificar e, posteriormente, prever. Esta tarefa será empreendida ao longo dos capítulos 2 e 3.

Três eixos de pesquisa são importantes para a primeira parte da nossa análise. O primeiro refere-se à ordem do discurso; o segundo, à questão da técnica e do conhecimento e o terceiro, à produção de verdade. No primeiro eixo, o do discurso, convém registrar a transição da *prova* - que surge na Grécia arcaica - para o *inquérito* e dele para a noção de *exame*, nos séculos XVIII e XIX. Uma quarta categoria, não cartografada por Foucault, aparece na passagem do século XX para o século XXI, substituindo o exame como técnica de saber e estabelecendo o nascedouro e a germinação de novas ciências: estamos falando aqui da *predição*.

No âmbito do conhecimento, convém registrarmos a passagem das ciências puras, relacionadas à noção de medida²⁵, para as ciências empíricas, em que o inquérito se firma como técnica de observação e reconstituição dos fatos. E, mais adiante, destas ciências da natureza para as ciências humanas, quando o exame se constitui preciosa técnica de poder, evocando a verdade no corpo individual e coletivo e vigiando o corpo na sua produção de verdade. Um próximo passo na história das ciências e do conhecimento se consolida com a transição silenciosa do exame – como “meio de fixar ou de restaurar a norma, a regra, a qualificação, a exclusão” (Foucault, p. 20) – para outra matriz de saberes, aquela que inaugura um novo campo de produção do conhecimento,

²⁵ Entenda-se medida, aqui, como “meio de estabelecer ou de restabelecer a ordem e a ordem justa, no combate dos homens ou dos elementos” (Foucault, 1997, p. 20). Se, por um lado, a noção de medida dos gregos atravessou suas técnicas de saber e poder, por outro, ela também constitui “a matriz do saber matemático e físico” (p. 21).

cujo objeto deixa de ser o humano, voltando-se para o estudo da propensão e da eficácia.

Neste cenário - que Foucault não cartografa porque suas análises se dirigem para uma sociedade disciplinar - encontramos a matriz das ciências da técnica, onde assistimos ao casamento dos métodos científicos aplicados em laboratório com a assimilação da técnica para a otimização do cotidiano. Assim como a medicina se encontra com a ciência, no século XVIII a partir dos seus diálogos com a química – por conta de uma medicina social urbana que demanda uma “análise do ar, das condições de vida e de respiração” na cidade²⁶ –, assim também a técnica, transformada em ferramenta para ampliar as condições de intervenção do homem no mundo, se encontra com a ciência, quando saberes empíricos como a Estatística são colocados à disposição do homem para aumentar a eficácia de suas interfaces.

No terceiro eixo a ser apontado, o da produção de verdade, convém analisarmos como passamos de uma investigação da verdade, mediante o inquérito – que nos séculos XIV e XV proporciona avanços em saberes como a Geografia e a Astronomia – para uma espécie de evocação da verdade, convocando, por meio de saberes como a Psiquiatria, a Psicanálise e a Sociologia, a manifestação da verdade no corpo, individual ou coletivo. Seguindo a metodologia de Foucault, queremos mostrar como a ortopedia social que a institucionalização dos saberes proporcionou, no século XIX, foi cedendo espaço a uma opção pela *eficácia* como discurso de verdade. Eficácia, diga-se de passagem, levada às últimas conseqüências: trata-se de pôr à prova (e transgredir) o limite dos saberes, buscando, por meio da tecnologia, ampliar os efeitos de poder que um saber pode gerar – entendido o

²⁶ Contando a história do nascimento da medicina social em sua *Microfísica do Poder*, Foucault relata o surgimento, no século XVIII, na França, de uma medicina urbana, preocupada com a questão da salubridade e com as condições de vida na cidade. Um dos temas desta medicina é a questão da circulação – “não da circulação dos indivíduos, mas das coisas ou dos elementos, essencialmente a água e o ar” (1979, p. 90). É neste circuito que o saber médico começa sua trajetória em direção ao *status* de uma medicina científica, que aparece “em fins do século XVIII, entre Morgani e Bichat, com o aparecimento da anatomia patológica” (p. 79). Como bem relata Foucault: “A medicina passou da análise do meio à dos efeitos do meio sobre o organismo e finalmente à análise do próprio organismo. A organização da medicina foi importante para a constituição da medicina científica” (p. 93).

poder, aqui, como condição de intervenção sobre o humano. O detalhe ganha importância quando comparado ao plano geral dos fenômenos e busca-se mais um resultado pragmático do que, de fato, uma resposta carregada de verdade. É o triunfo do pormenor nem sempre evidente, da circunstância, daquilo que “precisamente graças a sua variabilidade, pode ser progressivamente infletido pela propensão que emana da situação e fazer advir o proveito esperado” (Jullien, 1998, p. 20)²⁷. Sobre o regime do efeito como característica que baliza o contemporâneo, François Jullien explica:

“Sob a questão da eficácia, com efeito, descobre-se, progressivamente uma outra: não mais a do ser e do conhecer, tal como não cessou de colocá-la a metafísica, nem tampouco da ação, que é o seu correspondente ético, mas a das condições de efetividade” (1998, p. 10)

A produção de verdade segue, agora, outras premissas, já que consiste em convocar o sintoma para maior eficácia na relação com os cenários do cotidiano. Diferente da vigilância na sociedade disciplinar, os dispositivos do contemporâneo não pretendem trazer à luz uma verdade que habite, escondida, no âmago do indivíduo, mas se ancoram em um regime de efetividade. A tecnologia – como dispositivo que proporciona um olhar mais atento sobre a propensão e, pela via abductiva, um levantamento criativo de cenários possíveis –, promete maior poder de fogo sobre as intempéries. Não é por outra razão que o controle consegue atuar, modularmente, onde a disciplina não alcança: a eficácia faz todo mundo aderir.

Concedendo ao homem maior poder de intervenção sobre o seu cotidiano (e sobre o detalhe que constitui diferença no seu desempenho), a tecnologia automatiza a abdução como método criativo de soluções e garante a flexibilidade necessária para resistir às intempéries, tirando proveito de cenários, garantindo desempenho diante do risco e alterando, preditivamente,

²⁷ Para relatar a dinâmica da eficácia, François Jullien remonta aos gregos e, a partir de Detienne e Vernant, mostra como a *metis* se constitui na força que vem do proveito das circunstâncias. Trata-se de uma “inteligência astuciosa, capaz de contornar as dificuldades [e] engajada na prática” (1998, p. 19). Segundo Jullien, “o que caracteriza particularmente a *metis* é que, por uma manobra mais ou menos fraudulenta, e graças ao proveito tirado das circunstâncias, ela permite levar a melhor sobre a força” (p. 20).

por meio ‘do senso de oportunidade e da atenção vigilante’, os cenários inadequados.

Produção de verdade, no contemporâneo, equivale a analisar circunstâncias, procurando identificar propensões e, a partir delas, colher efeitos de verdade. O que os sistemas inteligentes e as ferramentas de extração do conhecimento fazem, hoje, é justamente isto: analisam fatos na cadeia de tempo, identificam tendências, levantam hipóteses e garantem resultado pela “busca do sucesso num domínio de ação” (Jullien, p. 20). Em última análise, trata-se de “esposar a circunstância” (p. 40), recolhendo os efeitos (e movendo-se junto com eles) em um caleidoscópico cenário de verdades possíveis.

Para evidenciar estes três eixos de mudança – discurso, conhecimento e produção de verdade – que contam, por meio de uma genealogia do registro, a história da algoritmização do conhecimento e das tecnociências, passemos, agora, aos diversos contextos de registro da alteridade, do inquérito ao exame, chegando à predição como marca da Atualidade.

O inquérito

Para o entendimento das práticas de poder relacionadas à alteridade, é preciso, antes, conceituar e diferenciar os modos de saber que foram, ao mesmo tempo, efeito e ferramenta de conjunturas sociais. Foucault, que nos lembra que “nenhum saber se forma sem um sistema de comunicação, de registro, de acumulação, de deslocamento” (p. 19), estabelece a *medida*, o *inquérito* e o *exame* como categorias que explicam a germinação de determinados saberes e a disseminação de práticas de poder ao longo dos diversos contextos histórico-políticos. Esclarece Foucault:

“A medida, o inquérito e o exame foram todos três, em sua formação histórica, meios de exercer o poder e, ao mesmo tempo, regras de estabelecimento do saber. A medida: meio de estabelecer ou de restabelecer a ordem, e a ordem justa, no combate dos homens ou dos elementos; mas também, matriz do saber matemático e físico. O inquérito: meio de constatar ou de restituir os fatos, os acontecimentos, os atos, as propriedades, os direitos; mas, também, matriz dos saberes empíricos e das ciências da natureza. O exame: meio de fixar ou de

restaurar a norma, a regra, a partilha, a qualificação, a exclusão; mas, também, matriz de todas as psicologias, sociologias, psiquiatrias, psicanálises, em suma, do que se chama as ciências do homem (...) Decantados no interior de domínios epistemológicos definidos, estiveram ligados à instalação de um poder político; eram, ao mesmo tempo, o efeito e o instrumento, correspondendo a *medida* a uma função de ordem, o *inquérito* a uma função de centralização, o *exame* a uma função de seleção e de exclusão” (1997, p. 20)

O inquérito inicia a notação da alteridade, fortalecendo a noção de registro por meio de arquivos e dossiês²⁸. Isso não significa que sua origem seja simultânea ao registro da alteridade, já que o inquérito remonta aos gregos, no episódio trágico de Édipo, onde o traço mais marcante é a transição de um discurso mágico-profético para outro baseado no testemunho, só que sem a produção de escritos.

Na passagem da *prova*²⁹ - mecanismo de produção de verdade que caracterizou a sociedade grega arcaica e também o período feudal - para o *inquérito*, que marca as práticas administrativas em torno do Estado e do espaço público da cidade, uma mudança importante se apresenta: de uma estratégia de produção de verdade, em que o Extraordinário é convocado para que a justiça se estabeleça, passa-se para o foro legítimo do julgamento e da investigação para levantar a verdade dos fatos. O *inquérito* se consolida, assim, como uma técnica de saber e observação que permite o surgimento e o registro progressivo de vários campos de conhecimento – “saber de inquérito que os historiadores, como Heródoto, pouco antes de Sófocles, os naturalistas, os botânicos, os geógrafos, os viajantes gregos vão desenvolver e Aristóteles vai totalizar e tornar enciclopédico” (Foucault, 1999, p. 54-55). O ato de

²⁸ Embora esta investigação da verdade comece na sociedade grega clássica e apareça com força total na Idade Média, sendo também uma técnica de levantamento de informação que constitui novos saberes nos séculos XIV e XV, o inquérito vai se fortalecer mesmo nos séculos XVII e XVIII, o que pode ser constatado pela proliferação de registros médicos, incluindo estatísticas, na Alemanha, França e Inglaterra.

²⁹ A noção de prova aparece pela primeira vez no episódio dos jogos olímpicos, organizados por ocasião da morte de Pátroclo. Menelau contesta que Antíloco tenha ganho a prova e, apesar da *Ilíada* citar a presença de uma testemunha, a questão é resolvida com o desafio de Menelau para que Antíloco jure diante de Zeus. Mais adiante, na Alta Idade Média, a noção de prova ganha novamente vigor, ainda sob o regime do Extraordinário. Neste cenário, proliferam provas verbais, mágico-religiosas e físicas (ordálios), onde, a seu modo, é o corpo que narra, sob o signo do Extraordinário, a produção de verdade. Sobre o regime da prova, ver: FOUCAULT, Michel. *A verdade e as formas jurídicas*. Rio de Janeiro: Nau, 1999, p. 58-62.

indagar e reunir dados, bem como de valorizar o testemunho, na busca da verdade dos fatos, estabelece um novo parâmetro na história do conhecimento.

Como técnica de produção de verdade, o inquérito surge na sociedade grega clássica, junto com a figura da testemunha (e o pastor na história de Édipo é um primeiro representante deste papel). O aparecimento deste personagem neutro, o narrador/testemunha, que descreve em pormenores aquilo que viu, não só fortalece as bases da democracia grega – opondo “uma verdade sem poder a um poder sem verdade” (p. 54) –, como ainda cria condições para a germinação de uma forma nova de conhecimento, amparada por uma preocupação legítima com a demonstração do que foi observado. Preocupação que pode ser identificada a partir dos questionamentos de “como produzir a verdade, em que condições, que formas observar, que regras aplicar” (ibidem).

Mas é na Idade Média, entre os séculos XII e XIII, que o inquérito reaparece com força e, com ele, a idéia de um poder exterior capaz de enunciar a verdade – representação de um poder constituído que agora, via de regra, substitui o Extraordinário. Via de regra, já que este Extraordinário ainda estará bastante presente no modelo de inquérito espiritual que a Idade Média vai instituir como forma de marcar e punir a diferença. Entretanto, ao lado da Inquisição - técnica poderosa de ortopedia do espírito - veremos surgir uma outra forma de inquérito, com fins político-administrativos, e que confere à monarquia a condição não só de acumular e confiscar riquezas, como de fortalecer o Estado como instância política de decisão.

É neste domínio do inquérito administrativo que entra em evidência também a questão da opinião coletiva, que até então não tinha se consolidado como instância de produção de verdade - a doxa, mesmo diante de uma valorização da retórica na Grécia Antiga, segue outros parâmetros. Assim, duas questões atravessam o inquérito como técnica de saber: o poder se exerce fazendo perguntas e a verdade aparece como produto de uma opinião coletiva. Entre as características que Foucault atribui ao inquérito como registro das configurações subjacentes de poder e força que põe o Estado em evidência estão:

1. O poder político é o personagem essencial.
2. O poder se exerce primeiramente fazendo perguntas, questionando. Não sabe a verdade e procura sabê-la.
3. O poder, para determinar a verdade, dirige-se aos notáveis, pessoas consideradas capazes de saber devido à situação, idade, riqueza, notabilidade etc.
4. (...) o poder consulta os notáveis sem forçá-los a dizer a verdade pelo uso da violência, da pressão ou da tortura. Pede-se que se reúnam livremente e que dêem uma opinião coletiva. Deixa-se que coletivamente digam o que consideram ser a verdade (Foucault, 1999, p. 69)

O inquérito administrativo e os registros que a partir daí se originam (a sentença entre eles) têm a função de consolidar o Estado como figura central do mecanismo de produção de verdade. O que hoje vemos acontecer com o Mercado, instância a que os cidadãos conferem legitimidade por conta do regime de efetividade e da força de resposta econômica, vemos acontecer, na Baixa Idade Média e na Modernidade, com as monarquias nascentes e o Estado. São as mudanças nas técnicas de saber que pontuam e sinalizam para as configurações de poder que se desenham nos diversos contextos históricos e sócio-econômicos.

O inquérito perpassa outros domínios de saber que não o jurídico a partir dos séculos XIV e XV. Relacionando-se a diferentes saberes, tais como a Geografia, a Astronomia e o estudo dos climas, o inquérito adquire outra função, agora mais próxima do conhecimento científico, tornando-se uma forma de coleta periódica de dados. Como descreve Foucault, testemunhos são cuidadosamente recolhidos com base na observação e na descrição sistemática dos fenômenos. De certo modo, podemos dizer que o inquérito cria, no Ocidente, as bases de todo o conhecimento da alteridade que vai marcar a Modernidade e o contemporâneo, preparando as bases para o surgimento de uma nova técnica, respaldada pelo saber científico, e que viria a funcionar como pedra angular da sociedade disciplinar. Estamos falando do *exame*.

Mas antes do exame se configurar como técnica de saber, no século XIX, o inquérito deixaria, nos séculos XVII e XVIII, suas principais contribuições. Preparando as bases de uma sociedade que se compromete com a vigilância e a correção, os registros sobre a alteridade, principalmente no século XVIII, vão

configurar, por meio do inquérito, práticas políticas de controle social. Aos poucos, a normatização de saberes (entre eles, a Medicina) vai conduzir esta transição do inquérito para o exame. Em função da importância destes registros (e a Estatística ganha corpo aqui), convém fazer uma breve análise dos meandros de poder que tangenciaram as práticas médicas na passagem para uma sociedade disciplinar. A questão do corpo como realidade biopolítica e suporte de registro e marcação das instâncias de poder é esclarecida por Foucault:

“O capitalismo, desenvolvendo-se em fins do século XVIII e início do século XIX, socializou um primeiro objeto que foi o corpo enquanto força de produção, força de trabalho. O controle da sociedade sobre os indivíduos não se opera simplesmente pela consciência ou pela ideologia, mas começa no corpo, com o corpo. Foi no biológico, no somático, no corporal que, antes de tudo, investiu a sociedade capitalista” (1979, p. 80)

Essa reflexão nos faz lembrar que um dos suportes sobre o qual se registrou o poder da autoridade foi o corpo. O corpo coletivo do cidadão, o corpo da cidade e, por fim, o corpo como função de produção. Este período de desenvolvimento do capitalismo, e que corresponde também ao surgimento de uma medicina social, é profícuo na produção de registros da alteridade. Registro que já apresenta a função de vigiar, de manter o corpo na norma.

No século XVIII, quando se forma, na Alemanha, uma medicina do Estado, o registro da alteridade terá por atributo garantir o funcionamento do aparelho político. O inquérito aparece, aqui, como questionamento do funcionamento do Estado. O objeto de conhecimento não caminhou, como hoje, na direção das práticas cotidianas de consumo, mas, ao longo dos séculos XVIII e XIX, se ocupou dos seguintes pontos: (1) práticas do cidadão no cumprimento da lei e no bom andamento do espaço urbano; (2) práticas sanitárias e de higiene para manter a saúde da cidade; (3) práticas cotidianas que viabilizam o corpo que produz.

No século XVIII, a questão do funcionamento político é tão séria e prioritária que as práticas discursivas da época em tudo exacerbam esta preocupação: os registros da alteridade no século XVIII incidem sobre o estado de saúde da

população economicamente ativa, já que isso representa, em última análise, a condição de saúde do Estado. Como veremos adiante, há não só uma prática de registrar, como também de acompanhar a evolução dos quadros de saúde e doença. **Contabilidade e registro aparecem juntos aqui já como parâmetro para análise e intervenção no corpo social.** Médicos e hospitais devem apresentar uma espécie de levantamento contábil da morbidade, orientando o Estado a definir políticas mais sintonizadas com a necessidade de garantir a força ativa de suas populações. Embora o registro tenha por função acompanhar o nível de saúde do Estado, do corpo-cidadão, já demonstra, nesta prática, a relação entre os registros da alteridade e a condução dos fluxos econômicos:

“Desde o final do século XVI e começo do século XVII todas as nações do mundo europeu se preocuparam com o estado de saúde de sua população em um clima político, econômico e científico característico do período dominado pelo mercantilismo... A política mercantilista consiste essencialmente em majorar a produção da população, a quantidade de população ativa, a produção de cada indivíduo ativo e, a partir daí, estabelecer fluxos comerciais que possibilitem a entrada no Estado da maior quantidade possível de moeda (...)

Nesta perspectiva, a França, a Inglaterra e a Áustria começaram a calcular a força ativa de suas populações. É assim que, na França, se estabelecem estatísticas de nascimento e mortalidade e, na Inglaterra, as grandes contabilidades de população aparecem no século XVII (...)

[No caso específico da Alemanha, a polícia médica institui] observação da morbidade pela contabilidade pedida aos hospitais e aos médicos que exercem a medicina em diferentes cidades ou regiões e registro ao nível do próprio Estado, dos diferentes fenômenos epidêmicos ou endêmicos observados” (Foucault, 1979, p. 82-83)

Em seus estudos sobre o nascimento do hospital, no fim do século XVIII, Foucault fala a respeito de viagens-inquérito, que tinham por função observar e comparar os hospitais existentes. É interessante notar que estes inquéritos, no século XVIII, são descrições funcionais e não estruturais, apresentando a “cifra de doentes por hospital, a relação entre o número de doentes, o número de leitos e a área útil do hospital, a extensão e altura das salas (...) a taxa de mortalidade e de cura” (1979, p.100). Mais uma evidência de que registro e estatística vão se aproximando para amparar o processo decisório. Se no contemporâneo estas decisões estão diretamente ligadas ao fortalecimento do mercado, no contexto de formação do capitalismo elas estiveram diretamente

ligadas à consolidação do Estado e ao fortalecimento das cidades, onde o mercado se desenvolve e as relações comerciais acontecem.

Antes da medicina clínica – que aparece junto com outros saberes, no século XIX, para estabelecer as bases científicas das práticas discursivas –, o enfoque vai girar em torno da cidade. E, conforme a cidade cresce, cresce junto com ela uma preocupação político-sanitária. **É no contexto de uma medicina urbana que o registro aparece efetivamente como ferramenta de vigilância e controle social.** Inquirir, registrar e isolar são práticas que agora se complementam. O registro como forma de ortopedia social fica evidente diante da decisão político-sanitária de reavivar a prática medieval da quarentena, onde os indivíduos são vigiados permanentemente em seus movimentos. Observa-se que o isolamento da diferença – que vai amparar a idéia de confinamento no século XIX – começa a tomar forma. Toda a prática de registro, neste ambiente, tem por função vigiar e normatizar a circulação na cidade, como podemos ver nos relatos diários que os vigias de rua deviam fazer sobre a situação de saúde das pessoas.

Se antes, o registro tinha por função acompanhar o nível de saúde do Estado, do chamado corpo-cidadão, agora a premissa é garantir a norma no corpo da cidade, transformando o inquérito e os registros produzidos a partir dele em ferramentas de vigilância e isolamento. O registro da alteridade, aqui, tem como pano de fundo, no contexto do desenvolvimento das cidades, “a necessidade de um poder político capaz de esquadrihar [a] população urbana” (Foucault, 1979, p. 86). As aplicações do registro, neste caso, são explícitas:

“distribuir os indivíduos uns ao lado dos outros, isolá-los, individualizá-los, vigiá-los um a um, constatar o estado de saúde de cada um, ver se está vivo ou morto e fixar, assim, a sociedade em um espaço esquadrihado, dividido, inspecionado, percorrido por um olhar permanente e controlado por um registro, tanto quanto possível completo, de todos os fenômenos” (1979, p. 89)

Chega o século XIX e, com ele, a institucionalização do saber científico. O inquérito vai sendo substituído pelo exame e o registro adquire ainda mais força. Em termos históricos, trata-se do momento em que o registro se transforma em ferramenta de ortopedia do corpo pobre (Foucault, 1979, p. 97),

do corpo que ameaça não só a percepção de estabilidade do sistema, como também a manutenção, em níveis ótimos, da saúde econômica. O corpo proletário precisa ser acompanhado, inclusive em seus níveis de saúde, para não comprometer os resultados de um capitalismo em pleno vapor. O registro aparece agora como controle do corpo operário – o que se confirma pela preocupação do Estado com o nível de saúde da classe trabalhadora, na Inglaterra do século XIX, mediante registro permanente das epidemias/doenças e controle da vacinação.

É no século XIX, também, com a assimilação de um discurso científico e o aprimoramento das técnicas de ‘exame’ (que deram origem, segundo Foucault, a campos de saber como a Psicologia, a Psicopatologia, a Criminologia e a Psicanálise)³⁰, que a figura do desviante aparecerá com mais força. Ao mesmo tempo, os diagnósticos - amparados pela Ciência - passarão a ter não só um respaldo institucional, como também se tornarão assimiláveis por um saber estatístico. Neste momento, as análises que permitem identificar os desvios mais sutis, segundo uma ótica do exame, proporcionam uma nova ordem de documentos: relatórios onde a verdade e o poder de interpretação são atribuídos a um terceiro, agora um especialista. Com base nestes relatórios e levantamentos de dados - que atravessam a vida privada do indivíduo - determina-se e legitima-se aquele que é o homem médio e identifica-se o que constitui o desviante. O registro permite, a partir de então com o respaldo da Ciência, apontar e expurgar a diferença incômoda.

Se o inquérito evocava a verdade dos fatos, o exame, como vimos, identifica o desviante. Se o primeiro, como ferramenta de poder, marca o corpo, este último seleciona, isola e exclui, já que seus dispositivos aprimoram a condição de observação. O saber científico pressupõe um discurso de verdade que, associado à observação criteriosa e sistemática dos fatos, propõe solucionar aquilo que contraria a norma. Não é por acaso que as ciências a se fortalecerem com o exame sejam as ciências do homem, aquelas que vão permitir um olhar mais detalhado sobre suas demandas particulares e sobre as

³⁰ Cf Foucault, em *A Verdade e as Formas Jurídicas*, p. 12.

forças de transformação do coletivo no espaço social. As informações coletadas e registradas funcionam como ferramenta de vigilância e correção; excedem, por sua vez, o espaço do presente, já que as punições se relacionam agora ao grau de periculosidade do indivíduo. Ou seja, com o exame, as técnicas de saber começam a incidir sobre a potencialidade de ação em vez de atuar sobre os fatos que geraram a punição. A esse respeito, esclarece Foucault:

“Toda penalidade do século XIX passa a ser um controle, não tanto sobre se o que fizeram os indivíduos está em conformidade ou não com a lei, mas ao nível do que podem fazer, do que são capazes de fazer, do que estão sujeitos a fazer, do que estão na iminência de fazer” (p. 85)

“No século XIX desenvolve-se em torno da instituição judiciária e para lhe permitir assumir a função de controle dos indivíduos ao nível de sua periculosidade, uma gigantesca série de instituições que vão enquadrar os indivíduos ao longo de sua existência: instituições pedagógicas como a escola, psicológicas ou psiquiátricas como o hospital, o asilo, a polícia (...) Toda essa rede de um poder que não é judiciário deve desempenhar uma das funções que a justiça se atribui neste momento: função não mais de punir as infrações dos indivíduos, mas de corrigir suas virtualidades (...) Entramos assim na idade do que eu chamaria de ortopedia social” (p. 86-87)

Entender esta mecânica de desdobramento entre as formas de saber é importante para compreendermos como chegamos à *predição*³¹, categoria que esta tese pretende propor e acrescentar às formas de exercício do poder catalogadas por Foucault. Como técnica de saber, a *predição* – assim como a prova, o inquérito e o exame – possui seus próprios sistemas de comunicação, registro da alteridade e acúmulo da informação. Os data warehouses, com sua capacidade gigantesca de armazenagem (terabytes), aparecem como dispositivos que permitem não só acumular quantidades absurdas de informação, como também redimensionar as estratégias de comunicação segundo as informações sob medida que estes dispositivos permitem abstrair sobre a alteridade. Como tática de poder, a *predição* se exerce, justamente, à

³¹ Deleuze, ao escrever sobre as sociedades de controle, propõe que “o controle contínuo substitui o exame” (p. 221). Embora seu pensamento constitua uma das bases para este trabalho, sugiro e explico mais adiante a introdução de mais um categoria nas técnicas levantadas por Foucault. Teríamos, então, a prova, o inquérito, o exame e a predição. Predição entendida aqui como a condição de antecipar cenários futuros e levantar hipóteses (por abdução). A predição é que substituiria o exame como técnica de saber e poder.

medida que dispositivos tecnológicos, como as ferramentas de *data mining*, proporcionam a extração de informações específicas que garantem a retenção (e circulação) de um saber sobre o indivíduo.

Embora Foucault não chegue a definir como categoria a predição, um olhar retrospectivo sobre as diferentes técnicas de saber que caracterizaram as sociedades arcaica, medieval e moderna, nos permite entender o ponto de comunicação entre a prova e o inquérito, entre este e o exame e, por fim, entre o exame e a predição. O inquérito possui elementos, como a observação detalhada, que levam ao exame, assim como o exame apresenta características – a análise da virtualidade no comportamento como uma delas – que se repetem e aprimoram no âmbito da sociedade de controle. O inquérito pergunta se os indivíduos agiram ou não conforme a lei, enquanto o exame aprimora a questão, indagando se o comportamento individual põe em risco os parâmetros sócio-culturais. Introjeta-se este olho invisível e panóptico que, a todo momento, mensura o grau de distanciamento da norma. A predição, por sua vez, leva às últimas conseqüências este olhar permanente sobre a virtualidade de um comportamento – calcula riscos e, dando ao indivíduo a falsa sensação de que determina seu destino (tempo de vida, condição de humor, genética), garante as condições de efetividade do sistema. Com o contemporâneo, o exame cede lugar à *predição* e o momento passa a ser o de celebração das ciências da técnica ou, melhor dizendo, das tecnociências.

Uma questão abre polêmica: como o registro do controle se diferencia da prática do registro na sociedade disciplinar, quando a idéia de uma vigilância permanente e de antever predisposições já era uma condição identificada no *panopticon*? A técnica do exame³², que caracteriza a disciplina, também propunha um registro permanente e a formação de um histórico. No campo da medicina - que oferece um retrato do contexto sócio-político do registro da alteridade nos primórdios da sociedade industrial -, encontramos esta evidência: uma espécie de esqueleto de arquivo ou base de dados, reunindo

³² Foucault define o exame como “vigilância permanente, classificatória, que permite distribuir os indivíduos, julgá-los, medi-los, localizá-los e, por conseguinte, utilizá-los ao máximo”, ao que complementa advertindo que “através do exame, a individualidade torna-se um elemento pertinente para o exercício do poder” (1979, p. 107)

registros dos pacientes, obtidos no cotidiano dos hospitais, e o acompanhamento posterior da evolução destes números. Nesta época, o indivíduo já constitui um objeto de saber (1979, p. 111) e, exatamente por isso, a estatística irá, progressivamente, funcionar como alavanca para o entendimento destes dados coletados – “os registros obtidos cotidianamente, quando confrontados entre os hospitais e nas diversas regiões, permitem constatar os fenômenos patológicos comuns a toda a população” (ibidem, p. 111).

Um olhar de relance para a definição de Foucault sobre a disciplina poderia dificultar o entendimento desta diferença (entre o registro da disciplina e o do controle), não fossem duas premissas que Deleuze ressalta no segundo caso: controle contínuo em espaço aberto, em contraposição ao confinamento da disciplina, e comunicação instantânea (1992, p. 216). Se a disciplina, como adverte Foucault, pressupõe uma análise do espaço, se o espaço se configura como elemento primordial que define as configurações do poder, o controle, por sua vez, irá elencar o tempo como parâmetro. Dito de outra forma, **se a disciplina introduz “uma arte de distribuição espacial dos indivíduos” para que o poder possa melhor atuar, o controle desenvolve uma arte do tempo**, que permite esquadrihar indivíduos e grupos a partir do seu comportamento (raramente linear) na seqüência de ações. Antes, a ação incidia ‘no’ espaço; era o espaço que definia, pelo modo de confinamento, as técnicas de poder selecionadas. No controle, o esquadrihamento se dá pelo viés da comunicação, que é instantânea porque tem como principal característica a intermitência de uma mensagem que apenas se molda, como variações de um mesmo tema. As técnicas de extração do conhecimento e de mineração de dados disponíveis hoje definem sua técnica exatamente a partir da variável tempo. É esta variável que permite extrair as tendências e os padrões a partir dos quais as táticas de poder se formam. Sobre as particularidades do controle, Deleuze explica:

“Os diferentes internatos ou meio de confinamento pelo quais passa o indivíduo são variáveis independentes: supõe-se que a cada vez ele recomeça do zero, e a linguagem comum a todos esses meios existe, mas é analógica. Ao passo que os diferentes modos de controle, os controlatos, são variações inseparáveis, formando um sistema de

geometria variável (...) Os confinamentos são moldes, distintas moldagens, mas os controles são uma modulação, como uma moldagem auto-deformante que mudasse continuamente, a cada instante (...)

Nas sociedades de disciplina não se parava de recomeçar (da escola à caserna, da caserna à fábrica), enquanto nas sociedades de controle nunca se termina nada, a empresa, a formação, o serviço sendo os estados metaestáveis e coexistentes de uma mesma modulação (...) Os indivíduos tornaram-se 'dividuais', divisíveis, e as massas tornaram-se amostras, dados, mercados ou 'bancos'" (1992, p.220-222)

Pergunta-se: o que mudou no monitoramento do contemporâneo? O que se costumava 'ler' antes quando se registrava, pelo *exame*, a evolução dos fenômenos observados? **Pode-se dizer que a mudança atravessa três instâncias, a do sentido, da função e da mecânica.** No primeiro caso, passamos de um registro dos fatos em si para um registro dos níveis de risco, identificando as condições (e o grau) de afastamento do comportamento padrão na linha de tempo. Se estivéssemos falando de fraude, por exemplo, equivaleria a dizer que deixa de existir o fraudador como categoria – já que não podemos falar mais em regularidade no desvio de comportamento e, sim, em modulações que aumentam a propensão e o risco. Não há exatamente desviante, há incidência de comportamento de risco e proteção do sistema antes que ele seja lesado pelo possível fraudador. Dito de outra forma, a assepsia antecede a infração, baseando-se em indicadores e não mais em desvios reais. Trata-se de uma *lógica do suspeito*, em contraposição à lógica do desviante que caracterizou o *exame* no regime da disciplina.

Da mesma forma, os conceitos de norma e desvio sofrem mudança, de modo que o que foge à regra deixa de ser mera exceção e passa à condição de nicho³³ - logo, algo a ser assimilado pelo mercado e não expurgado como diferença. Dentro desta lógica, todas as minorias que até então foram excluídas

³³ Ian Hacking, falando sobre a estatística no século XIX, oferece um dado importante para entendermos esta questão do desvio, na comparação entre o cenário moderno e a contemporaneidade. Segundo ele, no século XIX, era possível falar em "regularidade no desvio do comportamento". Hoje, o que se percebe é que há um esfrelamento deste desvio em aproximações e afastamentos daquilo que poderíamos chamar de nuances comportamento. O conceito de padrão se relativiza e passa a ser algum fenômeno que apresenta 'certa' regularidade e potencial de repetição. O que os bancos de dados fazem hoje é identificar riscos na modulação.

denotam potencial de mercado pela via da segmentação. Um exemplo: se entendermos que casar é a norma e o divórcio, o desvio, o grupo de divorciados passaria rapidamente ao rol dos excluídos. No atual contexto, esta situação não se mantém. Não só porque o número de divorciados cresce em progressão geométrica, como também, e principalmente, porque essa tendência será assimilada pela lógica do mercado. O desvio – entendido aqui como diferença no padrão – é identificado, fagocitado como diferença e se torna, ele mesmo, um outro padrão. Resultado: o mercado, por meio de seus dispositivos, capta esta tendência e responde com produtos *single* e sob medida para as demandas específicas deste conjunto singular de compradores.

Há também uma mudança em relação à função. Se na disciplina, o registro procurou garantir a estabilidade necessária para o fortalecimento do Estado e para o desenvolvimento de uma sociedade industrial, o registro do controle tem a responsabilidade de criar parâmetros de modulação para lidar com o risco, dentro de um regime de efetividade. Trata-se de ‘espremer’ eficácia dos dispositivos, cuja legitimidade depende da condição de garantir resultados de performance. As tecnociências oferecem recurso pra isso: a algoritmização permite, hoje, convocar sintomas para, a partir deles, alterar – oportuna e eficazmente – os efeitos que se pretende produzir ou evitar. E o pano de fundo que justifica esta mudança nas técnicas de saber é a necessidade de crescimento de todas as formas possíveis de consumo, entendido consumo como o motor da sociedade contemporânea.

Por fim, na passagem do registro da disciplina para o registro do controle, encontramos uma mudança na mecânica dos dispositivos. As técnicas de saber não se debruçam mais com a mesma ênfase sobre o que o sujeito fez ou sofreu para, a partir daí, em uma visão de causa e efeito, apontar para a virtualidade de outras ações ou, ainda, para explicar o presente. O que se evidencia, no contemporâneo, é a potência, a latência, e não o fato. Além disso, o registro do presente (que ao acumular torna-se histórico) tem duas funções agora: (1) modificar, pela identificação de riscos na modulação, o

presente e, por sua via, o futuro; (2) modificar o peso do passado como definidor de predisposições.

O contemporâneo não se ampara em um discurso de ortopedia social, de fazer cumprir a norma, de produzir 'corpos dóceis'. Trata-se de, ainda sobre as virtualidades do indivíduo, lançar um novo olhar – aquele que ajusta o volume de resposta, que identifica a diferença para melhor assimilá-la. As virtualidades são a riqueza e o parâmetro de funcionamento do sistema, que não adequa indivíduos a normas, mas, antes, cria padrões sob medida para grupos de indivíduos. A literatura de negócios está repleta destas indicações, evidenciando em qual direção caminham as estratégias de comunicação:

“Os consumidores não são chaves liga-desliga. Eles são como botões de volume. Eles podem aumentar e diminuir a intensidade com que utilizam vários produtos durante a vida. Em vez de se concentrar em um produto de cada vez, procurando vendê-lo ao maior número possível de clientes durante um período fiscal, a empresa que pratica marketing por fatia de clientes de amanhã se concentrará em um cliente de cada vez, e procurará vender para esse cliente a maior quantidade possível de produtos durante o ciclo de vida do cliente” (Peppers, Rogers, 1996, IX)

Percebe-se que as questões com que o contemporâneo se preocupa são de outra ordem, todas direta ou indiretamente relacionados aos desafios de uma sociedade de consumo que precisa manter-se. As tecnologias da informação ganham espaço no cotidiano das pessoas porque, a partir do regime de efetividade que propiciam, oferecem soluções para problemas concretos e imediatos que esta mesma sociedade de consumo estimula. Hoje, a tecnologia pode ajudar a conter a infidelidade dos consumidores e a aumentar o potencial de consumo individual. Pode reduzir as possibilidades de fraude e inadimplência nos negócios, bem como analisar e potencializar riscos, definindo o perfil de cliente que tem menor propensão à insolvência. Pode, por meio de sistemas de localização e reconhecimento baseados em satélites, acompanhar veículos usados no transporte de mercadorias e monitorar prazos de entrega competitivos para o cliente.

Há diversas aplicações para a tecnologia e algumas das soluções que o mercado disponibiliza, hoje, não só consolidam o preditivo como parâmetro de produção de sentido no contemporâneo, como ainda aperfeiçoam as técnicas de saber sobre o indivíduo. Algumas destas ferramentas têm, inclusive, condição de promover transformações significativas nas práticas sociais, revendo papéis e certas 'formas de fazer' do cotidiano. Este seria o caso, por exemplo, da etiqueta inteligente, que transfere decisões de suprimento à geladeira doméstica, capacitando-a para solicitar direto ao varejista a reposição de estoque:

“A etiqueta inteligente – nova ferramenta da automação contendo informações completas do produto, viabilizando a chamada Internet das coisas e possibilitando a leitura dos dados por radiofrequência, em todos os elos da cadeia de suprimentos e em todos os mercados – acaba de migrar do campo da futurologia para o universo das possibilidades concretas (...) Na indústria, os principais benefícios serão o aperfeiçoamento do gerenciamento de estoques e rastreabilidade. No varejo, os valores agregados mais perceptíveis serão a leitura automática e instantânea de todos os produtos colocados no carrinho do consumidor, funcionalidade antifurto e monitoramento de promoções. Para o consumidor haverá ainda mais conforto nas compras, como a ausência de filas, rapidez e segurança. Também será possível, por meio da Internet das coisas, que a geladeira doméstica gerencie o estoque de suprimentos e encomende automaticamente reposição ao varejista”³⁴

Mas não é só no âmbito comercial que a tecnologia oferece performance. Da mesma forma, as tecnociências procuram respostas para algumas perguntas: Como otimizar o tempo de vida e reduzir o impacto da carga genética no aparecimento de doenças? Como aumentar a performance do corpo e de seus órgãos? Introduzindo novas formas de conceber os limites humanos, as tecnologias biomédicas têm ampliado as condições de atuação do indivíduo sobre sua realidade: ele agora pode re-construir seu corpo, ampliar sua inteligência e memória, atuar sobre seu ânimo. Os progressos nos campos da imunologia, da engenharia genética e da neurociência têm proporcionado ao homem reconfigurar seus limites, na medida em que potencializam seu poder sobre o corpo e sua capacidade cognitiva. As tecnologias da Informação têm

³⁴ RIBINIK, Sergio. *O futuro com a etiqueta inteligente*. Gazeta Mercantil, São Paulo, 6 fev. 2004.

modificado a realidade humana em várias instâncias. Promovendo alterações na forma e na velocidade do homem em assimilar os signos contemporâneos, estas tecnologias, em constante processo de aprimoramento, estabelecem novos modos de relação do homem com seu corpo, seu cotidiano, sua geografia e com a alteridade. Castiel mostra alguns destes desafios:

“(...) É possível, mediante o uso de marcadores específicos, a testagem preditiva para determinar os portadores de gens defeituosos tanto dominantes como recessivos, responsáveis por tais doenças, e também por enfermidades crônico-degenerativas, como alguns tipos de câncer. Além disto, já se começa a cogitar na possibilidade de, mediante terapêuticas das células da linha germinal (germ-line therapy), aplicarem-se vacinações genéticas nas futuras crianças para evitar enfermidades crônicas não transmissíveis, como o câncer, as doenças coronarianas e assim por diante (Tannsjö apud Castiel, 1999, p. 48)

O que o contemporâneo assiste hoje é uma espécie de assepsia preventiva do que ameaça a saúde do sistema. Esta condição se deve aos mecanismos da sociedade de controle, que permitem identificar a posição de cada um em espaço aberto (Deleuze, 1992, p. 234). Conhecer tendências quando elas são apenas um traço do porvir representa a condição de ajuste permanente do cenário. E os dispositivos tecnocientíficos oferecem, hoje, esta alternativa de antecipar e controlar cenários futuros por meio da predição de performance e do monitoramento dos históricos de desempenho, bem como de suas oscilações.

Trata-se, também, de uma nova ordem de relacionamento com o risco. Se antes o risco deveria ser eliminado – o que conferia às instituições da sociedade disciplinar um caráter de expurgo da diferença que poderia pôr em perigo o cumprimento da norma –, agora o risco é celebrado como mecanismo de retroalimentação. O desafio passa a ser calcular permanentemente o risco e otimizá-lo para aumentar a imunidade e a performance do sistema, garantindo ganhos em eficácia. Convocando virtualmente o risco e calculando previamente as fragilidades do sistema por meio da propensão, pode-se robustecer suas condições de sobrevivência e alterar, do presente, o desdobramento futuro que ele pode apresentar. François Jullien, lembrando os tratados de estratégia chinesa, fala das vantagens de se experimentar potencialmente o risco:

“Os antigos tratados de estratégia não hesitam em explorar esse recurso ao extremo – a ponto de nos chocar. Pois, para fazer crescer essa energia de situação, o estrategista chinês não se apóia apenas naquilo que, na topografia ou no estado das tropas, pode ser desfavorável a seu adversário; ele acomoda igualmente a situação de modo que suas próprias tropas se vejam levadas a manifestar um máximo de ardor. Para isso, basta que as conduza a uma situação de perigo tal que não tenham outra saída senão combater com todas as suas forças para escapar dela. Assim, ele só determina o combate em ‘terreno mortal’, ou seja, após ter feito suas tropas penetrarem profundamente em território inimigo; pois, então, é como se, depois de tê-las feito subir bem alto, ‘lhes tirasse a escada’: como não podem recuar, estão condenadas a combater até a morte” (1998, p. 33)

Há uma relação direta, no contemporâneo, entre risco e ocasião para garantir performance. É justamente em cima desta máxima que as operações tecnológicas, hoje, se sustentam, à medida que podem potencializar, por meio do cálculo, o regime de efetividade que a gestão do risco oferece. Por ocasião entenda-se, aqui, “desencadeamento do potencial” de uma determinada situação, deixando que ela, no seu curso natural, ofereça, também, no seu limite, as condições para ampliar resultados. O risco equivale, por sua vez, ao “momento mais adequado para intervir no curso do processo iniciado (...), aquele em que culmina a potencialidade progressivamente adquirida e que permite produzir o máximo de eficácia” (Jullien, p. 85). A positivação do risco a que hoje assistimos é, sem dúvida, uma tendência que os dispositivos tecnológicos estimularam, mas que mantém relação com uma progressiva e anterior assimilação do preditivo no cotidiano.

O contemporâneo tende a valorizar o discurso da eficácia – e a tecnologia constitui um alavanca poderosa para isso. A ênfase e a aposta nas tecnociências, nos sistemas inteligentes e nas ferramentas de extração do conhecimento partem das condições de efetividade que suas operações prometem. Pode-se, hoje, não só automatizar o estoque da geladeira de consumo residencial, como tomar decisões mais complexas, tais como acelerar diagnósticos pela comunicação em tempo real entre especialistas, automatizar e refinar técnicas cirúrgicas, monitorar trajetórias e dotar o sistema da condição de decidir procedimentos logísticos. François Jullien fala da predominância deste regime do efeito. Todo o saber que se forma, todas as práticas discursivas que atravessam o social, hoje, são baseados na identificação da

propensão. As técnicas de poder que se desenham têm por parâmetro identificar a propensão, evocar a ocasião (entendida ocasião como onipotência do *kairós*) e trabalhar o detalhe (o momento, o local, a circunstância), trocando-se o plano geral por táticas que garantam o bom desempenho situacional. Ainda que a Bolsa caia inúmeros pontos percentuais, haverá quem passe incólume. O que as tecnologias propiciam, hoje, é colocar esta lente de aumento sobre o pormenor que garante desempenho, analisando tendências e descobrindo padrões.

Outro olhar possível sobre as práticas discursivas contemporâneas é que elas evocam a figura do portador. Este modelo sinaliza que o importante não é duelar com a manifestação de um fenômeno indesejado, mas, antes, convocar, pelo sintoma, o potencial de enredo que está inscrito na situação. Trabalhando sobre o sintoma e evocando as condições de efetividade do sistema, pode-se, como já vimos, positivizar o risco e coletar resultados mais expressivos. É François quem, mais uma vez, nos explica os parâmetros do regime da efetividade:

“(...) em lugar de construir uma forma ideal que se projeta sobre as coisas, obstinar-se em detectar os fatores favoráveis que atuam em sua configuração; em vez de fixar um objetivo para a ação, deixar-se levar pela propensão; em suma, em vez de impor um plano ao mundo, apoiar-se no potencial da situação” (p. 30)

“Por isso, não se deve contar ‘chamar’ o efeito, mas deixá-lo advir; não ‘buscar’ nós mesmos o efeito, mas colocarmo-nos em posição de recolhê-lo. O efeito é aquilo que se colhe. Por isso, a posição mais promissora está em baixo, lá onde a capacidade não é mais solicitada, portanto pode ser ‘constante’ e ‘não nos abandona’ (p. 142)

Também não é mais a norma que determina a força do dispositivo. O que temos, agora, é performance equanimizada. Observa-se que as técnicas de saber na Atualidade não estão a serviço do cumprimento da norma; sua função é ajustar performance. Não por acaso alguns teóricos do marketing comparam os consumidores a botões de volume, de tal forma que a condição de consumo individual possa ser uma função dos estímulos a sua performance, a partir do uso sob medida da comunicação. A mecânica de exclusão – a exemplo da modernidade – cede espaço para um mecanismo de permanente adequação.

Assim, o que pode parecer exclusão em determinado contexto é condição de inclusão e adequação de mercado em outro. Porque o mercado não é homogêneo, ele cria mecanismos para incorporar e sustentar a diferença – e quanto maior a diferença, maiores as chances de novos nichos de mercado.

Sobre a figura do desviante, aliás, vale um adendo. Sabe-se que o contemporâneo - alicerçado numa lógica de consumo - trabalha a diferença sob uma nova perspectiva. Se antes ela era expurgada, hoje ela é identificada e assimilada pela ótica do mercado. Esta lógica atravessa as novas tecnologias e, como não poderia deixar de ser, encontra ressonância nos bancos de dados corporativos e na Internet. Do mesmo modo como o risco é positivado e assimilado como uma oportunidade, assim o desvio e o desviante são re-interpretados segundo as premissas da sociedade de consumo. O desvio passa a ser visto como sinal - uma espécie de traço que, submetido a ferramentas estatísticas, se transforma em indicação e tendência. E o desviante, por sua vez, deixa de ser alguém a ser punido ou expurgado, como no século XIX, sendo considerado aquele que emite um sinal capaz de - relatando uma diferença - conferir visibilidade a uma oportunidade de mercado. O desvio, a diferença, a singularidade, se tornam dados predictivos.

Por fim, convém lembrar que o registro do exercício de consumo nos oferece uma visão detalhada de oscilações concretas e possíveis. Deste modo, se estamos falando de clientes, podemos otimizar a resposta dos que tem uma prática usual de consumo, bem como adequar ferramentas, campanhas e mensagens quando as taxas de resposta não são as esperadas. É o advento do metaconsumo, onde o potencial de resposta dos nomes identificados permite que eles sejam cambiáveis tanto quanto produtos e serviços.

Estas informações, naturalmente, precisam ser reunidas em bancos de dados. A necessidade de agrupar nomes e dados tem uma origem bem mais remota, a de classificar e arquivar. É sobre esta noção que deu origem às bases de dados, o arquivo, que vamos falar agora.

4. A LÓGICA DO ARQUIVO: É PRECISO CLASSIFICAR O MUNDO

“Como localizar el venerado hexágono secreto que lo hospedaba? Alguien propuso um método regresivo: Para localizar el libro A, consultar previamente um livro B que indique el sitio de A; para localizar el libro B, consultar previamente um livro C, y así hasta el infinito...”

J. L. Borges

Objetivo do capítulo: *Mostrar como, a partir da idéia de algoritmo, passamos de um modelo classificatório, baseado em um pensamento platônico-aristotélico, para um modelo preditivo, que evidencia a entrada em cena de uma perspectiva temporal. Partindo da premissa de que o registro da alteridade se torna uma prática discursiva com novos contornos no contemporâneo – a idéia é de predição e não mais de vigilância -, se busca demonstrar como as bases de dados promovem, hoje, uma algoritmização do registro e do cotidiano. O arquivo em si se torna uma idéia obsoleta.*

4.1 – Do classificatório ao preditivo:

o algoritmo e o rompimento das bases platônico-aristotélicas

Se o registro aparece como necessidade presente desde a Antiguidade – primeiro como cuidado de si e, depois, como ferramenta de disciplina do outro, há um momento em que este critério não é suficiente. No cenário moderno, não basta escrever o mundo; é preciso classificá-lo. Diante da diversidade com que as descobertas científicas se defrontam, desenha-se uma tentativa de sistematização da diferença, de taxonomização das coisas vivas e dos saberes. Dennett descreve esta preocupação dos naturalistas da época de Darwin:

*“Quantos tipos diferentes de organismos havia? Como dois organismos não são exatamente iguais – nem mesmo os gêmeos idênticos – havia tantos tipos diferentes de organismos quanto o número de organismos existentes, mas parecia óbvio que as diferenças podiam ser graduais, classificadas em menores e maiores, ou *acidentais* e *essenciais*. Assim Aristóteles havia ensinado, e esta foi uma pequena partícula de filosofia*

que permeou o pensamento de quase todo mundo (...) Todas as coisas – não só as coisas vivas – possuíam dois tipos de propriedade: propriedades essenciais, sem as quais não seriam o *tipo* especial de coisas que eram, e as propriedades acidentais, que estava livres para variar dentro do tipo (...) Essências eram definitivas, e portanto eternas, imutáveis e ou-tudo-ou-nada. Uma coisa não podia ser *mais ou menos* prata, *quase* ouro ou semimamífero” (1998, p. 37)

Essa necessidade de sistematizar o conhecimento, revelando a identidade e as diferenças entre as coisas, aponta pra uma progressiva desvalorização da semelhança como critério de ordenação de mundo. Até o século XVI, como lembra Foucault, presenciamos a semelhança como parâmetro de construção de saber – semelhança que, na sua infinidade, vai culminar, em fins do referido século, em uma espécie de projeto enciclopédico para reconstituir a ordem do mundo. Se há uma infinidade de semelhanças, é preciso agrupá-las.

Esta mesma similitude cai em descrédito, por volta do século XVII, à medida que “a linguagem rompe seu velho parentesco com as coisas” (Foucault, 1992a, p. 64). A analogia³⁵ levada às últimas conseqüências, na tentativa de tornar visível os parentescos e as semelhanças nas relações, é considerada, nos séculos XVII e XVIII, um sinal do erro e da loucura. Se Descartes desconfia da validade destas semelhanças precipitadas, na ausência de um método, Bacon, por sua vez, como empirista, afirma que as similitudes confundem o entendimento porque são como ídolos – “cintilam diante dos olhos, desvanecem-se quando nos aproximamos, mas se recompõem imediatamente, um pouco mais longe” (apud Foucault, 1992a, p. 66).

³⁵ Segundo Foucault, há quatro tipos de similitude: a *convenientia*, a *aemulatio*, a analogia e a simpatia. No primeiro caso, há mais uma vizinhança do que, exatamente, uma similitude – “semelhança do lugar, do local onde a natureza colocou as duas coisas, similitude, pois, de propriedades (...) a vizinhança não é uma relação exterior entre as coisas, mas o signo de um parentesco ao menos obscuro” (1992a, p.34). No caso da *aemulatio*, a similitude não depende da proximidade física, já que “por ela, as coisas dispersas através do mundo se correspondem” (p. 35). A analogia, por sua vez, reúne características das duas anteriores na questão da semelhança – “as similitudes que executa não são aquelas visíveis, maciças, das próprias coisas; basta serem as semelhanças mais sutis das relações. Assim alijada, pode tramar (...) um número indefinido de parentescos” (p. 37). Por fim, a simpatia “não se contenta em brotar de um único contato e em percorrer os espaços; suscita o movimento das coisas no mundo e provoca a aproximação das mais distantes” (p.39). Voltaremos, oportunamente, à analogia e à simpatia quando falarmos da lógica do *data mining*. Sobre a analogia, vale lembrar que Peirce chega a considerá-la um quarto tipo de raciocínio, concluindo depois que ela reúne elementos da indução e da retrodução (CP 1.65).

Observaremos, mais adiante, que a semelhança será reconvocada sob novas bases no contemporâneo, agora com a intenção de descobrir, com o amparo da tecnologia, novos e invisíveis pares de relações. Embora o sentido destas figuras tenha se modificado ao longo do tempo, não será difícil encontrá-las nas práticas discursivas que os dispositivos tecnológicos propiciam – referimo-nos, aqui, principalmente, à analogia e à simpatia, a primeira por buscar, “a partir de um mesmo ponto, um número indefinido de parentescos” e a segunda por “provocar a aproximação das [coisas] mais distantes” (Foucault, 1992a, p. 37-39)

É no cenário em que a similitude como forma de ordenação de mundo perde espaço que o discurso racional se firma e estabelece identidades e diferenças. Submetendo a semelhança à comparação e à análise – ferramentas modernas parametrizadas pela noção de *máthêsis* – a atenção se desloca para a afirmação das diferenças. No âmbito desta mudança nas formas de saber, o arquivo se consolida como sistematização das diferenças, proliferando como registro da alteridade nos séculos XVII e XVIII. Dossiês e arquivos atendem a uma demanda de classificação dos saberes e diante do projeto de uma ciência da ordem – onde a *máthêsis* predomina – combinam, muitas vezes, registro e contabilidade. Os dossiês médicos, nos séculos XVII e XVIII, com suas estatísticas sobre o estado de saúde da população e as descrições funcionais sobre os hospitais, correlacionando variáveis, são exemplos deste tipo de arranjo. O uso estatístico do registro, entretanto, só se torna possível, na história dos saberes, quando, diante da dissociação entre signo e semelhança, entre palavra e coisa, surgem ferramentas como a análise e a comparação, que apostam, pelo viés da Razão, na identificação das diferenças. Como consequência, saberes como a probabilidade, a combinatória³⁶ e a análise

³⁶ Isto não significa que a combinatória tenha sido pensada apenas no século XVII. Na história do risco, as combinações de números foram analisadas no âmbito do jogo de dados por Girolamo Cardano, médico que se dedicou ao estudo da matemática, no século XVI. Em tratado específico sobre o jogo – *Liber de ludo aleae* (Livro dos Jogos de Azar) – Cardano parece ter sido um dos primeiros a refletir sobre a probabilidade (embora usasse o termo chance) bem como sobre o aumento do número de vitórias possíveis pela combinação de números, com base em um par de dados. Embora Cardano só tenha sido publicado no século XVII, em 1663, seus escritos datam do século anterior e sua contribuição para a probabilidade a partir da combinação de números é visível: “(...) Como demonstrou Cardano, atirar um par de dados de seis lados produzirá, não onze (de dois a doze), mas 36 combinações possíveis, desde o duplo um até o duplo seis” (Berstein, 1997).

aparecem no pensamento clássico e abrem espaço para a dimensão do preditivo que vai marcar o contemporâneo. A este respeito, explica Foucault:

“Mas se se interroga o pensamento clássico ao nível do que arqueologicamente o tornou possível, percebe-se que a dissociação entre o signo e a semelhança no começo do século XVIII fez aparecer estas figuras novas que são a probabilidade, a análise, a combinatória, o sistema e a língua universal, não como temas sucessivos engendrando-se ou repelindo-se uns aos outros, mas como uma rede única de necessidades” (1992a, p. 78)

A noção de arquivo marca a presença de um modelo classificatório que, posteriormente, com a perspectiva temporal, vai se transformar em modelo preditivo. Identificando a diferença, o arquivo classifica e separa, criando condições não só para uma sistematização dos saberes, como também para a vigilância social a que os séculos XVIII e XIX haveriam de assistir.

Mas apesar de todas as experiências frutíferas que o século XVIII legou ao campo da Filosofia e da Matemática – lembrando que, até o final deste período, a produção de sentido passa necessariamente por uma relação com a *máthêsis* -, é só no século XIX que, de fato, vai se configurar um cenário apropriado às transformações viscerais no modo do homem se posicionar como sujeito de conhecimento. Conhecimento que é, segundo Nietzsche, produto de uma invenção (*Erfindung*). Este sujeito, agora ciente da inexistência de uma relação primeira entre conhecimento e mundo, assume definitivamente sua condição de agente. Muitos saberes que desabrocham, pelo exame, a partir do século XIX, confirmam esta perspectiva – e as chamadas ciências do homem aqui se encontram (Foucault, 1997, p. 20).

Pode-se contrapor a este argumento a ideia de que o século XIX apontou, simultaneamente, para uma progressiva matematização dos saberes e, por tabela, para uma “caça implacável às evidências enganosas” (Omnés, p. 108). Embora uma posição mais nominalista pretenda compreender a matemática como um “jogo de relações arbitrárias” – e nem mesmo ela esteja a salvo de uma análise crítica da sua produção de sentido –, não é deste impasse que estamos falando. O que cabe mesmo observar é que, ao contrário do que se

imaginava, esta matematização das ciências que se inicia no fim do século XIX provocou um mergulho ainda maior na realidade, abrindo portas para o entendimento de fenômenos cada vez mais complexos³⁷, muitos dos quais só nos serão apresentados no século XX. A compreensão de fenômenos aparentemente aleatórios – como as flutuações de preços de commodities, as quedas abruptas das Bolsas de Valores ou o desenrolar de um tornado – só tornou-se possível à medida que as ciências penetraram na abstração.

Sem dúvida, seria oportuna uma análise deste fenômeno de formalização para a teoria do conhecimento, já que as filigranas da matemática formal tornam as ciências progressivamente impenetráveis aos olhos dos leigos. Sobre este aspecto, talvez valesse a pena observarmos que a formalização das ciências abriu portas para o entendimento posterior, já no século XX, da complexidade e do caos e que este encaminhamento proporcionou condições de manipular novas variáveis, gerando práticas discursivas mais engajadas com a administração do risco e de acordo com um regime de efetividade. Conforme nos lembra Gleiser, “através da matemática, provou-se que, dentro da própria desordem, podemos encontrar padrões. Existe ordem dentro da desordem” (2002, p. 20)

Mas são os desdobramentos no século XIX, apesar das ferramentas que, desde os séculos XVII e XVIII vão predispor o homem à gestão do risco, que definem a passagem de um modelo classificatório para outro, preditivo. Nele é que se verificam as grandes questões e os diversos estudos sobre a origem - levantados por nomes como Freud, Darwin, Marx e Nietzsche. Percebendo-se sem fundamento e sem um Deus que garanta o equilíbrio do Cosmos, este

³⁷ Realismos e nominalismos à parte, situemos, aqui, o sentido da formalização nas ciências. A compreensão deste fenômeno nem inviabiliza um olhar crítico sobre as práticas do exame que proliferaram no século XIX, nem tampouco protege as ciências empíricas de um olhar mais atento quanto ao sentido político de sua impenetrabilidade. Certamente que as ciências da natureza e a biociência deixam entrever, por seus regimes de luz e enunciado, as condições do sujeito de conhecimento, bem como as práticas de poder que lhe atravessam. Entretanto, convém observar que “essa evolução de conjunto na direção do formal revelou-se espantosamente fértil (...) Verificou-se, também, coisas estranha, que ela não consagrava um divórcio com a realidade, mas sim, pelo contrário, que ocorriam reconciliações. Com efeito, pouco depois da mutação das matemáticas, o curso da física deveria ser arrastado para as paisagens novas da relatividade, da teoria relativista da gravitação e da física quântica, e algumas das construções mais ousadas das matemáticas formais deveriam revelar-se como ferramentas indispensáveis à formulação das leis da natureza” (Omnès, 1996, p. 108-109)

Homem se lança para gerenciar o próprio destino (momento em que a probabilidade³⁸ ganha ainda mais consistência, amparada pelas ferramentas da Estatística). Em vez do comércio com os Deuses, do questionamento das possibilidades de autonomia frente ao Destino ou do pensamento medieval de salvação, o homem moderno vai buscar – por sua conta – respostas, preparando as bases para a positivação do risco e para o projeto demiúrgico de retoque do mundo (que caracterizam o século XX).

O século XIX também é marcado, a seu modo, por uma idéia de “localização” de saberes - cujo fundamento se encontra na consolidação das noções de arquivo e coleção (que surgem no fim do século XVIII) e na aposta em um projeto taxonômico do Conhecimento³⁹. Esta progressiva classificação dos saberes (que começa por volta do século XVII) confere visibilidade a duas tendências que atravessam o século XIX: a primeira é uma espécie de desejo de catalogação de mundo e a outra, a busca de parâmetros para a definição de campos conceituais específicos – esta última, por sua vez, uma forma de fazer vigorar as noções de limite e fronteira para não confundir novamente a natureza das coisas classificáveis.

É no rastro de uma genealogia dos registros, deste ‘campo documental’ acumulado e devidamente compartimentalizado - sobretudo a partir do momento em que entram em cena as inferências estatísticas - que se poderá identificar com clareza o movimento de transformação de um modelo

³⁸ A teoria da probabilidade aparece no século XVII, como resultado de uma parceria entre Blaise Pascal e Pierre de Fermat para resolver um problema sobre a divisão de apostas em um jogo de azar. Entretanto, muitos ingredientes para a consolidação do conceito de probabilidade só vieram algum tempo (ou alguns séculos) depois – amostragem estatística, tabelas de expectativa de vida, teoria da utilidade, Lei dos Grandes Números, distribuição normal, regressão à média – o que não impediu que a probabilidade fosse pensada e teorizada. Berstein menciona dois sentidos para a probabilidade: “(...) No primeiro sentido, probabilidade significa o grau de crença ou a demonstrabilidade de uma opinião – a visão não matemática da probabilidade (...) A visão mais recente só emergiu depois que os matemáticos desenvolveram uma compreensão teórica das frequências dos eventos passados (...)” (1997, p. 48-49).

³⁹ Foucault descreve, na Ordem do Discurso, esta tendência taxonômica que começa a se inscrever a partir do século XVII e que adquire força total no século XIX: “A partir do fim do século XVII, por exemplo, para que uma proposição fosse ‘botânica’ era preciso que ela dissesse respeito à estrutura visível da planta, ao sistema de suas semelhanças próximas ou longínquas ou à mecânica de seus fluidos (...) A partir do século XIX, uma proposição não era mais médica, ela caía ‘fora da medicina’ e adquiria valor de fantasma individual ou de credence popular se pusesse em jogo noções a uma só vez metafóricas, qualitativas e substanciais” (1996, p. 32)

classificatório para outro, estatístico, preditivo e relacional. Vale lembrar, portanto, que, no século XIX, amparados por um discurso científico, os registros (psiquiátricos, psicanalíticos, médicos) se dispõem a: 1) documentar fatos, conferindo-lhes legitimidade e permitindo um acompanhamento dos acontecimentos; 2) identificar, pela comparação dos registros, a incidências de fenômenos e, por fim, 3) identificar o desvio e o desviante, o que reforçará os mecanismos de disciplina do corpo e da vontade. É neste momento que começa a se gestar um procedimento que culminará com a lógica dos bancos de dados: registrar, verificar incidências, identificar o desviante.

Todo este modo de pensar “localizadamente” faz parte de um contexto próprio do século XIX que começa a ser posto em xeque a partir de Darwin. Na verdade, algumas das principais questões que se desenharam nesta época parecem amparar um desejo de se buscar respostas e alicerces teóricos claros para compensar a descoberta de uma ausência de fundamentos. As idéias de arquivo e registro (amparadas pelo discurso científico), as proposições taxonômicas de seleção e classificação, a descoberta e definição de campos conceituais específicos e o surgimento de uma doutrina de localização das funções do cérebro apontam para uma tentativa de explicar o mundo e sistematizá-lo à moda do homem e não mais segundo o modelo de um deus ausente. Ao se fazer perguntas para descobrir suas origens, este homem toma as rédeas do mundo.

Com as pesquisas de Darwin quanto à origem das espécies, a idéia de uma verdade imutável habitando as coisas – ou seja, o pressuposto de propriedades essenciais – é colocada em xeque e uma noção importante, ainda que Darwin não a tenha enunciado claramente, vem à tona, criando bases para toda uma mudança de pensamento que haveria de marcar os séculos seguintes. Estamos falando do algoritmo⁴⁰.

⁴⁰ Segundo Dennett, “algoritmo é um tipo de processo formal no qual se pode confiar – logicamente – que produza uma determinada espécie de resultado sempre que for ‘posto pra funcionar’ ou evidenciado. Muitos procedimentos aritméticos familiares, tais como uma divisão longa ou a conferência do saldo no talão de cheques são algoritmos, assim como os procedimentos de decisão para ganhar no jogo da velha e para colocar uma relação de palavras em ordem alfabética” (1998, p.52).

Não que a noção de algoritmo fosse uma prerrogativa de Darwin. O termo sequer figura no livro *A Origem das Espécies*. Entretanto – e partimos de Dennett para afirmar isto – a seleção natural evidencia um processo algorítmico dos mais significativos, funcionando como um divisor de água na teoria do conhecimento. Sobre os algoritmos, mais precisamente, eles já existiam como ferramenta desde o século XVIII, pelas mãos de Leonard Euler:

“Uma das maiores realizações de Euler foi o desenvolvimento do método dos algoritmos. O objetivo dos algoritmos de Euler era lidar com problemas aparentemente insolúveis. Um desses problemas era a previsão das fases da Lua com grande antecedência e precisão – uma informação que poderia ser usada para a criação de tabelas de navegação muito importantes (...) Euler percebeu que os navegantes não precisavam conhecer as fases da Lua com absoluta precisão, somente com precisão suficiente para determinar a própria posição com uma incerteza de algumas milhas náuticas. Assim sendo, Euler desenvolve uma receita para produzir uma solução imperfeita, mas suficientemente precisa. A receita, conhecida como algoritmo, funcionava produzindo primeiro um resultado aproximado, que podia ser colocado no algoritmo para produzir um resultado mais preciso. Este resultado mais preciso podia ser novamente processado pelo algoritmo para produzir uma solução ainda mais precisa e assim por diante. Uma centena de cálculos depois, Euler era capaz de fornecer uma posição da Lua suficientemente precisa para os usos da Marinha” (1999, p. 93)

Se a idéia de algoritmo não é nova e há séculos está atrelada a um propósito de automatização de procedimentos nem sempre tão nobres (uma divisão longa, por exemplo), o que Darwin concede, indiretamente, às gerações seguintes é uma percepção mais complexa do algoritmo – agora ele incide sobre a compreensão de todos os processos da natureza. A explicação algorítmica, ainda que não tenha sido esboçada de forma evidente no século XIX, rompe com o pensamento platônico-aristotélico e lança as bases de um modelo preditivo, já que evidencia o curso dos acontecimentos, bem como seus melhores possíveis.

A noção de algoritmo como processo é, portanto, revolucionária porque introduz a variável tempo no curso – antes invariável – das coisas. Como procedimento que não responde a uma inteligência superior, mas que, simplesmente, seguindo uma dada seqüência garante certos resultados, o algoritmo se baseia em três parâmetros básicos, conforme aponta Dennett:

- (1) neutralidade do substrato: o procedimento para divisões longas funciona igualmente bem com lápis ou caneta, papel ou pergaminho, luzes néon ou a fumaça expelida dos aviões, usando o sistema simbólico que você preferir. A eficiência do procedimento deve-se à sua estrutura *lógica*, não às eficiências causais dos materiais usados na comprovação, desde que as eficiências causais permitam seguir exatamente as etapas prescritas.
- (2) *irracionalidade subjacente*: embora o desenho do procedimento em geral seja brilhante, ou produza resultados brilhantes, cada uma de suas etapas, assim como a transição entre elas, é impressionantemente simples. Quão simples? O bastante para um idiota obediente fazer – ou para um dispositivo totalmente mecânico executar. A analogia do manual padrão observa que os algoritmos são uma espécie de *receita*, projetados para serem seguidos por cozinheiros *novatos*. Um livro de receitas escrito para grandes *chefs* poderia incluir a frase “Escalde o peixe em um vinho adequado até estar quase cozido”, mas um algoritmo para o mesmo processo talvez começasse com “Escolha um vinho branco que tenha escrito no rótulo que é seco; pegue um saca-rolhas e abra a garrafa; derrame dois centímetros de vinho no fundo de uma panela; coloque a panela sobre o queimador com chama alta;...”- uma decomposição monótona do processo em etapas simplíssimas, não exigindo nenhuma decisão sábia, raciocínios ou intuições delicadas por parte do leitor da receita.
- (3) Resultados garantidos: seja o que for que o algoritmo fizer, ele o faz sempre, se for executado sem erros. Um algoritmo é uma receita infalível” (Dennett, 1998, p. 52-53)

Com esta percepção que desvenda o segredo íntimo das coisas e põe termo a muitas lacunas que os naturalistas em vão tentaram responder por meio de seus esforços taxonômicos, algumas condições se consolidam, adubando o solo a que o rompimento, no século XVIII, entre o signo e a semelhança deu origem. Estamos falando, aqui, da Combinatória e da Probabilidade e, mais especificamente, da idéia de gestão de risco. Embora grande parte das ferramentas provenientes destes saberes, e usadas na gestão de risco, advenham dos séculos XVII e XVIII – “da rigorosa racionalidade da teoria dos jogos aos desafios da teoria do caos”, conforme lembra Berstein (1997, p. 5) –, algumas peças importantes da história do advento do risco só aparecem no século XIX e na primeira metade do século XX. A compreensão inequívoca das potencialidades do algoritmo é, sem dúvida, uma destas peças e aparece só por volta de 1930, pelas mãos de Turing, Gödel e Church (Dennett, 1998, p. 52). Contudo, a reflexão de Darwin se propondo a “provar que as espécies modernas eram descendentes corrigidos de espécies anteriores (...) e mostrar como este processo de ‘descendência por modificação’ ocorrera” (p. 41), à

medida que revela um procedimento algorítmico no cerne dos fenômenos naturais, funciona como ponto de ruptura e transformação do pensamento. Cabem, aqui, algumas reflexões.

1. Junto com o pensamento ousado de Nietzsche – que afirma que o homem moderno é um homem sem fundamentos –, as prerrogativas científicas de Darwin desatrelam a experiência de mundo da figura de Deus, o que podemos conferir em suas próprias palavras: “Eu não daria nada pela Teoria da Seleção Natural, se isso exigisse adições milagrosas em qualquer estágio da descendência (...) Se eu estivesse convencido de estar exigindo essas adições à teoria da seleção natural, eu a rejeitaria como lixo” (apud Dennett, 1998, p. 62).
2. A percepção do algoritmo como processo que subjaz nos fenômenos, inclusive naturais, abre caminho para um olhar cada vez mais investigativo e pragmático sobre os fatos na cadeia de tempo, bem como para uma expectativa crescente de interferência sobre eles a partir do conhecimento de suas possibilidades. Se a seleção natural como processo algorítmico produz organismos mais adaptados, ela nos acena com a possibilidade de identificar, na cadeia de tempo, os melhores possíveis. E esta idéia – de apontar os melhores possíveis – é uma das máximas que alimenta o exercício da combinatória e da gestão de risco a partir do século XX.
3. Não há um propósito por trás dos algoritmos a não ser a automatização de procedimentos que garantam a repetida obtenção de resultados. Neste sentido, e dentro de uma história dos saberes, **o algoritmo convoca, para o cenário do século XIX, a figura do acaso e lança sobre o pensamento a condição de aleatoriedade⁴¹ como produção de sentido.**
A razão é simples: “algoritmos são obras de um autômato. Alimentam-se

⁴¹ As noções de acaso e aleatório não aparecem apenas aqui. Os termos já eram empregados no Renascimento. Diz Berstein que “a palavra *aleae* refere-se aos jogos de dados. *Aleatorius*, da mesma raiz, refere-se a jogos de azar em geral. Essas palavras chegaram até nós através da palavra aleatório, que descreve eventos cujo resultado é incerto” (1997, p. 47)

uns aos outros, ou às cegas, por acaso – no cara ou coroa, se você quiser – e nada mais” (1998, p. 62).

4. A lógica do algoritmo deixa definitivamente para trás a idéia de *divinatio* – já contestada em fins do século XVII, quando o pensamento racional marcou “a entrada da natureza na ordem científica” (Foucault, 1992a, p. 70). Ou seja, o algoritmo, à medida que desvencilha de vez a produção de sentido de uma ordem metafísica, põe o homem à frente do curso dos acontecimentos, estimulando uma visão mais pragmática e utilitária sobre o próprio risco. O algoritmo ensina que, acompanhando o desenrolar natural dos fenômenos, é possível interceder no curso dos acontecimentos. Assim que esta idéia ganha corpo, a própria aplicação dos algoritmos se torna mais sofisticada – e a tecnologia haverá de contribuir para isso: surgem, então, os “algoritmos para classificar, peneirar e construir coisas” (Dennett, 1998, p. 54). Quando isso acontece, o algoritmo deixa de ser uma lógica intrínseca que habita a intimidade dos saberes e passa a ser o eixo motriz da produção de sentido no contemporâneo. Presenciamos, com as tecnociências, a algoritmização do próprio algoritmo – *looping* que evidencia e evoca algoritmos para garantir o sucesso do regime de efetividade.

Se, por um lado, o algoritmo guarda relação com o tecnológico a ponto de criar condições para o surgimento do computador e, se em arranjos mais complexos, ele se torna a base que confere inteligência aos sistemas⁴², por outro lado, não podemos reduzir o algorítmico ao tecnológico, da mesma forma que não podemos atribuir exatamente às bases de dados a identificação de padrões e tendências, mas sim à automatização de operações estatísticas e à assimilação de heurísticas. O tecnológico consolida e confirma o preditivo –

⁴² Estamos nos referindo, aqui, aos algoritmos evolutivos ou genéticos. Ao descrever as bases da computação evolutiva, Carvalho, Braga e Ludermir definem algoritmos genéticos como sendo “algoritmos de otimização global, baseados nos mecanismos de seleção natural e da genética. Eles empregam uma estratégia de busca paralela e estrutura, embora aleatória, direcionada à busca de pontos de ‘alta aptidão’, ou seja, pontos nos quais a função a ser minimizada ou maximizada tem valores relativamente baixos ou altos. Apesar de aleatórios, AGs não são buscas aleatórias não-direcionadas, pois exploram informações históricas para encontrar novos pontos de busca onde são esperados melhores desempenhos” (Rezende, 2003, p. 229).

assim como o exame caracterizou, por meio da vigilância, a disciplina –, mas é o algoritmo, independente do suporte tecnológico, que inicia a transição de um modelo classificatório (e, portanto, arquivístico) para um modelo preditivo (onde a perspectiva temporal permite a antecipação de cenários futuros e uma outra ordem de relação com o risco). A mudança de paradigma a que a lógica do algoritmo dá origem e o seu alcance na produção de sentido podem ser melhor explicados se analisarmos o exemplo da têmpera:

“Considere o processo para temperar um pedaço de metal. Que outro processo poderia ser mais físico, menos ‘computacional’ que esse? O ferreiro aquece repetidas vezes o metal e depois o deixa esfriar, e de alguma forma nesse processo ele se torna mais resistente. Como? Que tipo de explicação podemos dar para esta transformação mágica? (...) O nível correto de explicação é o nível algorítmico: conforme o metal em estado de fusão resfria, inicia-se a solidificação em muitos pontos diferentes ao mesmo tempo, criando cristais que crescem juntos até que o todo esteja sólido. Mas na primeira vez em que isso acontece, o arranjo das estruturas individuais de cristal é sub-ótimo (...) Aquecendo-o de novo – mas não ao ponto da fusão – essas estruturas se quebram parcialmente, de forma que, ao resfriarem de novo, as partículas quebradas vão aderir às partículas ainda sólidas em um arranjo diferente. É possível provar matematicamente que estes novos arranjos tenderão a ficar cada vez melhores, aproximando-se da estrutura total ótima ou mais forte (...) Este processo de otimização é tão poderoso que inspirou uma técnica generalizada na solução de problemas na ciência dos computadores – ‘têmpera simulada’, que nada tem a ver com metais ou calor, mas é apenas uma forma de conseguir que um programa de computador monte, desmonte e torne a montar uma estrutura de dados (tal como um outro programa), repetidas vezes, tateando às cegas para encontrar uma versão melhor – na verdade, ótima (Kirkpatrick, Gelatt e Vecchi, apud Dennett, 1998, p. 60).

Podemos afirmar que a entrada em cena do algoritmo estabelece uma nova perspectiva para o ato de classificar e, com a passagem progressiva para o preditivo – que no contemporâneo será representado pelas tecnociências –, o ato de prever irá substituir a preocupação moderna de ordenar o mundo. **É a noção de algoritmo, com sua perspectiva temporal, que proporciona um novo olhar sobre a função do arquivo.**

Sabemos que, sobretudo no século XVIII, arquivos e dossiês proliferam, resultantes principalmente das práticas de inquérito, dando origem a um

extenso relato da alteridade (com a entrada em cena do exame, aparecem os registros respaldados pelo discurso científico⁴³).

Progressivamente, foi sendo acrescentada a estes registros alguma contabilidade, mais com o intuito de oferecer um retrato numérico de certa condição na sociedade do que, propriamente, um suporte para identificação de correlações e tendências futuras. É o que vemos acontecer, por exemplo, com as estatísticas de nascimento e morte, na França, e com a contabilidade da população na Inglaterra. Mas, como lembra Foucault, “tanto na França, quanto na Inglaterra, a única preocupação (...) foi o estabelecimento dessas tabelas de natalidade e mortalidade, índice da saúde da população e da preocupação em aumentar a população sem, entretanto, nenhuma intervenção efetiva (...)” (1979, p. 82).

Entre o fim do século XVIII – quando os dossiês e arquivos se multiplicam – e o início do século XIX, já encontramos um uso diferenciado das informações coletadas. Uma análise da história do nascimento do hospital nos mostra esta mudança de perfil e função nos arquivos. Os registros, como arquivo, têm agora, no século XIX, a função de documentar fatos e situações – proporcionando contabilidades e estatísticas –, mas já apontam também para uma maior preocupação de entender os possíveis desdobramentos de quadros futuros, o que envolve: 1) prognósticos, ainda que incipientes e 2) levantamento de hipóteses que prospectem novos focos de atenção.

Observamos, neste cenário, um fenômeno curioso: a indução⁴⁴, como forma de raciocínio que privilegia um olhar probabilístico, atravessa esses arquivos à procura de tendências – a “relação entre o número de doentes, o número de leitos e a área útil do hospital” seria uma delas (Foucault, 1979, p. 100). Por outro lado, já encontramos também, nestes arquivos do século XIX, certo

⁴³ Foucault relata que uma arte do corpo humano só se desenvolve efetivamente a partir do século XVIII e nos lembra que, neste século, o que temos não é exatamente uma medicina do corpo, mas sim uma medicina do espaço (1979, p. 90). É no âmbito do século XIX que se estabelece mesmo uma polícia médica na Alemanha e um controle sobre o corpo operário, na Inglaterra (1979, p. 83 e p. 97).

⁴⁴ A indução é uma forma de raciocínio que, partindo de um olhar probabilístico, “infere a existência de um fenômeno tal qual foi observado em casos similares” (Bacha, 1998).

raciocínio abduutivo, com profissionais tentando estabelecer, a partir dos dados periodicamente registrados, novas correlações que evidenciem ângulos ainda não considerados na análise de certos problemas. A descrição de Foucault sobre os relatos de Tenon acerca do hospital evidencia não só a consolidação da perspectiva temporal nos registros, como um refinamento de suas aplicações práticas. Posteriormente, ao falarmos da algoritmização do cotidiano por meio de bancos de dados, aprofundaremos esta questão da automatização da abdução.

“Encontra-se, também, uma pesquisa das relações entre fenômenos patológicos e espaciais. Tenon, por exemplo, investiga em que condições espaciais os doentes hospitalizados por ferimentos são melhor curados e quais as vizinhanças mais perigosas para eles. Estabelece, então, uma correlação entre a taxa de mortalidade crescente dos feridos e a vizinhança de doentes atingidos por febre maligna, como se chamava na época. A correlação espacial ferida-febre é nociva para os feridos. Explica também que, se parturientes são colocadas em uma sala acima de onde estão os feridos, a taxa de mortalidade das parturientes aumenta. Não deve haver, portanto, feridos embaixo de mulheres grávidas (...)” (Foucault, 1979, p. 100)

Isso não significa que o controle, no sentido empregado por Deleuze, já fosse uma constatação. A algoritmização do cotidiano, estimulada por máquinas cibernéticas e computadores, é uma prerrogativa do contemporâneo. Entretanto, é no âmbito do século XIX, sobretudo a partir do discurso científico e seus avanços, que as bases do preditivo se formam, reforçando o uso das ferramentas que a Probabilística e a Combinatória disponibilizaram no século anterior.

4.2 – Subvertendo a lógica do arquivo

Com a passagem da disciplina para o controle – e, portanto, do exame para a predição⁴⁵ -, as máquinas energéticas, próprias de uma sociedade industrial, cedem espaço para os computadores e seus bancos de dados (Deleuze, 1992, p. 216) que caracterizam uma sociedade tipicamente de consumo. Por sua vez, os bancos de dados, como dispositivo, promovem uma releitura da noção de

⁴⁵ Pretendemos, aqui, criar mais uma categoria na classificação de Foucault. Depois do exame, teríamos como técnica a predição, ferramenta de uma sociedade de controle.

arquivo – arquivo entendido aqui como registro e catalogação de dados, distribuídos e agrupados conforme sua natureza. Cabe lembrar que o uso da Estatística em *databases* guarda apenas uma breve relação com suas aplicações no cenário moderno. Enquanto na Modernidade a Estatística cumpre uma função de comparação e análise do presente, no contemporâneo, amparada por poderosos algoritmos, ela alcança novas alturas: calcula predisposições e riscos, evoca tendências e permite retocar o peso do passado na configuração de cenários futuros. E, à medida que se caminha dos bancos de dados comuns para os chamados SBCs (que são sistemas inteligentes), o uso da Estatística vai sendo contrabalançado pela presença crescente de heurísticas que vão dotando o sistema de progressiva autonomia. Conforme explica Solange Rezende:

“os sistemas convencionais normalmente empregam algoritmos determinísticos para realizar suas funções. Já os SBCs utilizam métodos de solução de problemas que realizam busca em um espaço de possíveis soluções e fazem uso intensivo de conhecimento heurístico para tornar essa busca efetiva” (p. 18).

Os bancos de dados – que hoje se multiplicam e confirmam o tecnológico como eixo motriz de uma sociedade preditiva – estabeleceram uma espécie de algoritmização do registro. Isto significa que dados periodicamente coletados são submetidos a uma seqüência predeterminada de procedimentos, a fim de produzir um resultado (tal como identificar, por exemplo, os consumidores mais propensos a responder a um apelo promocional). Os *databases* já não valem pelos dados que reúnem ou pelas médias que seus números prontamente apresentam, mas pelas complexas operações estatísticas que trazem à superfície valiosas informações não-registradas.

O que torna o banco de dados um dispositivo tão próprio do contemporâneo – ou seja, um “conjunto multilinear” onde “os objetos visíveis, os enunciados formuláveis, as forças em exercício (..) são como que vetores ou tensores” (Deleuze, 1996, p. 84) – é, justamente, esta sua condição de ultrapassar o arquivo como fonte de acúmulo de saber e monitoramento do indivíduo, à medida que faz ‘ver e falar’ propensões extraídas das relações entre os dados. Para o levantamento destas tendências e predisposições não registradas, a evolução dos dados na cadeia de tempo desempenha um papel importante –

por esta razão, tão mais valiosos serão os *databases* quanto maior a granularidade e consistência de seus dados. Mais do que os dados psicográficos, que abordam gostos, estilo de vida e hábitos, o que confere força aos bancos de dados é o que se convencionou chamar 'histórico de consumo', já que, como afirmam os especialistas, "o comportamento do passado é o melhor indicador do comportamento futuro" (Rosenfield apud Nash, 1994, p. 12). Arthur Hughes, um dos expoentes mundiais em *database marketing* e criador do modelo preditivo conhecido como RFV (que divide bancos de dados em células de consumidores), explica o valor estratégico dos históricos de consumo:

"A análise RFM influencia o comportamento do consumidor? Não realmente. Nós estamos simplesmente usando RFM como um método para segmentar nossa base de clientes a partir do registro do comportamento passado e usando este método de segmentação para prever o futuro. O comportamento do consumidor será mais influenciado pelas comunicações que são geradas no processo de usar a análise RFM"

"Estas células RFM têm uma validade preditiva maior do que modelos construídos a partir de características demográficas, tais como idade, imposto, casa própria etc. Por que? Porque estes modelos são baseados em quem os consumidores são, mais do que no que eles fazem. Prever comportamento de consumo baseado em comportamento de compra anterior é uma tática de marketing poderosa e lucrativa. E sempre vai bater um modelo demográfico"⁴⁶

O modelo RFV permite calcular o grau de lealdade de cada consumidor e, assim, desenhar ações sob medida para redefinir o seu nível de fidelidade. Entre estas ações estão as de comunicação, que, como ressalta Hughes, têm papel decisivo no comportamento de consumo futuro. Considerando os efeitos da tecnologia como alicerce do preditivo, ressalta-se esta condição de ajustar e dirigir os esforços de comunicação, adequando-os de acordo com os *targets*. Não se trata apenas de ajustar mensagens, mas de identificar, por conta das ferramentas tecnológicas, quais são as células de consumidores mais propensas a responder. Por identificar "a posição de cada um em espaço

⁴⁶ "Does RFM analyses influence customer behavior? Not really. We are simply using RFM as a method of segmenting our customer file based on recorded behavior from the past, and using this segmentation method to predict the future. Customer behavior will be influenced more by the communications that are generated in the process of using RFM analysis (...) / Such RFM cells have far higher predictive validity than models constructed from demographic characteristics, such as age, income, home ownership etc. Why? Because these models are based on who the customers are, rather than on what they do. Predicting purchase behavior based on past purchase behavior is a powerful and profitable marketing tactic. It will always beat a demographic model" (Hughes). [tradução nossa]

aberto” e poder calcular o valor monetário de um cliente ao longo de uma relação de consumo (*lifetime value*), os bancos de dados, a partir do modelo preditivo RFV, evidenciam suas linhas de força como dispositivo, já que permitem: 1) interagir nas oscilações de consumo verificadas nas células mais instáveis, desenvolvendo ações personalizadas para aumentar a taxa de consumo per capita; 2) otimizar o nível de resposta das células de consumidores mais fiéis, procurando manter em níveis ótimos o volume de consumo e 3) eliminar dos esforços de comunicação as células economicamente pouco rentáveis.

A análise RFV é apenas um dos muitos métodos capazes de fornecer um retrato das tendências futuras no comportamento dos *targets*. Vale lembrar que tanto podemos falar de consumidores, quanto de pacientes, espectadores ou qualquer outro tipo de grupo. O procedimento padrão, neste caso, está em dividir o banco de dados em ‘quintis’, reunindo, em ordem decrescente, os indivíduos que apresentaram melhor performance nos seguintes parâmetros – recência, frequência e valor. Ainda que não apresente grande sofisticação estatística, o modelo preditivo RFV já oferece um retrato das operações de cruzamento de dados e do fenômeno de algoritmização do registro a que o contemporâneo assiste. Hughes esclarece o funcionamento deste modelo preditivo:

“Em cada registro de cliente você deve manter três tipos de informação:

- a) A data mais **recente** que o cliente solicitou uma troca no serviço, adquiriu um item etc.
- b) Um contador para a **frequência** – o número de vezes que ele fez uma compra ou continuou o serviço com você. Para uma companhia telefônica, por exemplo, isto poderia ser o número de meses de serviço contínuo; para um varejista, seria o número total das visitas à loja. Este contador é incrementado toda vez que uma compra é feita.
- c) Um contador para o **valor** monetário – o valor total em dólares do que o cliente comprou de você desde o início.⁴⁷

⁴⁷ “In each customer record you must maintain three pieces of information: a) the **most recent date** that the customer has requested a change in his service, purchased a discretionary item, etc; b) a counter for the **frequency** – the number of times he has made a purchase, or continued his service with you. For a telephone company, for example, it might be the number of months of continuous service; for a retail store, it would be the total number of store visits. This counter is incremented by one every time a purchase is made; c) a counter for the **monetary amount** – the total dollar amount the customer has purchased from you since the beginning of time⁴⁷. Ver: http://www.dbmarketing.com/articles/Art_104.htm

Em última análise, o contemporâneo assiste, pelo braço das tecnociências e da inteligência de negócios (*Business Intelligence*), uma progressiva ‘algoritmização do cotidiano’. No campo das tecnociências, trata-se de submeter, por exemplo, dados corriqueiros e cotidianos (como predisposições alérgicas ou índices pluviométricos) aos procedimentos de um algoritmo, produzindo tendências e revelando desdobramentos, que podem ser desde inovações na performance de agentes terapêuticos até a descoberta de novos parâmetros para entender o comportamento de certas variáveis. Já no campo da inteligência de negócios, operações automáticas sobre os dados periódicos de consumo – tais como recência, frequência, volume de gastos ou níveis de satisfação – geram informações preditivas de expressivo valor agregado, como perfis de consumo ou propensão ao *churning*⁴⁸.

Essa algoritmização do registro e, por extensão, do cotidiano (que nele fica marcado) é um traço do preditivo e, como tal, não o encontramos como parâmetro na Modernidade. Embora haja evidências da passagem de um modelo classificatório para outro, preditivo, ainda no século XIX, a algoritmização do cotidiano é uma característica da sociedade contemporânea e tem como vetor as tecnociências, assim como as ciências humanas tiveram seu papel no fortalecimento da disciplina.

Como isso, a noção de banco de dados se afasta cada vez mais do conceito comum de arquivo, da idéia de um repositório de dados do qual se possam extrair algumas estatísticas. A inserção da perspectiva temporal e a possibilidade de, a partir de dados cotidianos, antecipar cenários futuros inviabilizam sua compreensão como arquivo, sobretudo a partir do uso de ferramentas de extração de conhecimento em sistemas inteligentes.

Entretanto, se considerarmos arquivo no sentido foucaultiano, então a comparação entre bancos de dados e arquivo procede, já que a idéia de arquivo reporta às práticas de saber, aos regimes de enunciados e visibilidades que atravessam o pensamento. Os bancos de dados, neste caso, fazem ‘ver e

⁴⁸ Entende-se por propensão ao *churning* o cálculo da possibilidade de uma dada clientela aderir à concorrência.

falar' um regime de visibilidade que se pauta, paradoxalmente, pela invisibilidade característica de sua produção de sentido e um regime de enunciado cuja presença se nota pela lógica do implícito, do não-dito. Esclarecendo as bases do pensamento como arquivo e do pensamento como estratégia, Deleuze, a partir de Foucault, nos permite ver pontos de contato entre os bancos de dados e a idéia de arquivo – arquivo como arqueologia, como saber que nos permite “apoderarmo-nos das coisas para lhes extrairmos as visibilidades”, bem como “fender as palavras (...) para lhes extrairmos os enunciados” (p.72-73):

“Pensar é, primeiro, ver e falar, mas com a condição de o olhar não permanecer nas coisas e se elevar às ‘visibilidades’, e de a linguagem não permanecer nas palavras e nas frases e se elevar aos enunciados. O pensamento como arquivo. E pensar é também poder, quer dizer, uma disposição de relações de forças, com a condição de compreender que as relações de forças não se reduzem à violência, mas são ações sobre ações, isto é, atos como ‘incitar, induzir, desviar, tornar fácil ou difícil, alargar ou limitar, tornar mais ou menos provável’. O pensamento como estratégia” (1996, p. 71).

Quando Deleuze afirma que “toda a formação histórica diz tudo que pode dizer e vê tudo o que pode ver” (1996, p. 73), ele nos abre perspectiva para o entendimento do contexto histórico como aquilo que revela de nós algo que já não somos. Esta ‘arqueologia do presente’ (p. 72) nos põe em contato com uma série de perguntas: o que deixamos de ser o que estamos nos tornando? Sob que luz, hoje, pode a tecnologia ser vista? Sob que enunciado pode ela ser dita? De que tipo de enunciados falamos quando a estatística deixa de ter a função de analisar e comparar dados, não mais servindo aos propósitos de vigilância e ortopedia social? Se a “visibilidade numa dada época é o regime de luz (...) os reflexos, os relâmpagos que se produzem pelo contato da luz com as coisas”⁴⁹, então podemos apontar, no contemporâneo, como reflexo do tecnológico no cotidiano esta tentativa de esgarçar a finitude, de anacronizar a noção de limite. Como relâmpagos que a tecnologia produz no cenário que aos poucos caminha da vigilância para a efetividade, ganha destaque a adoção de uma engrenagem ininterrupta de aposta no risco.

⁴⁹ Ver DELEUZE, Gilles. A vida como obra de arte. In: *O Mistério de Ariana*, p. 72.

Do mesmo modo, “o regime da linguagem e as variações inerentes, pelas quais o enunciável se desloca” (Deleuze, 1996) aponta, na Atualidade, para uma discursificação do cotidiano e para uma tentativa de peneirá-lo, pela via do algoritmo, para produzir sentido nos hiatos do registro da alteridade. A aposta acentuada no risco e no que a lacuna, o não-dito, enuncia oportuniza ganhos de efetividade.

Com pretensão diferente daquela que afirmou, até o século XVI, uma aposta na semelhança, o contemporâneo reedita, por intermédio da tecnologia, o interesse pelas figuras da similitude, buscando identificar relações de parentesco entre fenômenos. Não que palavra e coisa possam novamente se encontrar sem a mediação arbitrária dos signos, já que este parentesco entre linguagem e mundo foi perdido. Considerando, entretanto, que “a história não diz aquilo que somos, mas aquilo donde diferimos” (Deleuze, p. 60), convém rever o sentido que a semelhança com operador de saber um dia teve e analisar esta gradual e silenciosa aproximação com o arquivo como registro da alteridade.

Parece que os séculos XX e XXI proporcionaram, na história do conhecimento, o retorno de figuras da similitude – *convenientia*, *aemulatio*, analogia e simpatia. Naturalmente, os regimes de luz e enunciados que atravessam o aparato tecnológico são de natureza diversa, calcados não mais na ordem e na medida, mas sim no aleatório e no risco. O discurso racional, que marca o rompimento com a semelhança, no século XVII, é o aparato que, dentro de outro contexto, a legitima. A pergunta que cabe fazer é: de que semelhança podemos falar hoje? Que tipo de enunciado torna a semelhança uma viabilidade no discurso da técnica? Se até o século XVI, a noção de semelhança guarda relação com a *divinatio* e sua busca implica uma tentativa do homem de mergulhar na linguagem uma do mundo, no contemporâneo, a semelhança aparece no regime da efetividade, no discurso da técnica que garimpa nexos para oportunizar ganhos de eficácia.

Os sistemas inteligentes, em que o conhecimento guarda distância segura de um sentido metafísico, constituem um bom exemplo. As ferramentas de

aquisição e/ou extração de conhecimento – *data mining*, entre elas – buscam, pela via algorítmica, pontos invisíveis de ligação entre as coisas. De produtos díspares que apareçam em conjunto numa cesta de supermercado até sintomatologias diversas que apontem para um mesmo quadro clínico, estas ferramentas buscam oportunas e ininterruptas correlações. Se, pela indução, calculam a viabilidade de um argumento, pela abdução levantam hipóteses, deixando que o tecnológico exercite, de certo modo, a associação de idéias.

A abdução como forma de raciocínio – e que os dispositivos tecnológicos vão automatizar – liberta o pensamento da obrigação de produzir sentido pela ênfase sobre o registro da diferença (lembramos da comparação e da análise nos séculos XVII e XVIII). Pela via tecnológica, a abdução convoca, criativa e automaticamente, a busca de parentescos invisíveis. Trata-se de criação do conhecimento novo e não de indução probabilística.

Isso não significa que a diferença seja descartada. Ao contrário, a tecnologia assinala o desvio como potência e calcula suas probabilidades de desdobramento – não se trata, por exemplo, de identificar e corrigir o inadimplente; tendo, antecipadamente, mapeado seu perfil, trata-se de calcular suas condições de lesar ou não a saúde do sistema. De modo diverso à contabilidade na Alemanha e em França, nos séculos XVIII e XIX, não se busca condição de intervenção no diferente; quando muito, protege-se o sistema pelo cálculo de seus pontos de vulnerabilidade. O tecnológico, hoje, promove assimilação das diferenças como novas categorias e transforma a semelhança invisível em eficácia nos resultados. Neste contexto, a ciência não é mais da ordem e da medida, mas de evocação do caos e do aleatório (pela abdução), para gerar movimentos (isolados) de eficácia, ou seja, para garantir performance e ultrapassagem.

A mecânica pode ser resumida da seguinte forma: se, antes, a idéia era decompor, pela similitude, a diferença – propósito de uma taxonomia –, agora, trata-se de decompor, pela diferença, as similitudes. Essa busca ‘intuitiva’ das semelhanças, ainda que diante das mais evidentes diferenças, parece propor uma transição que atravessa o regime de enunciados das tecnociências – vamos de uma taxonomia para uma heurística. E diante das condições de

fortalecimento de uma heurística, novos desafios surgem diante das configurações de poder e saber que se formam – que nível de familiaridade entre homens e máquinas? Os sistemas inteligentes criam uma nova ordem de produção de sentido, automatizando, como veremos mais adiante, a abdução que tanto caracterizou a criatividade e a intuição humanas.

Assim como o microscópio fundou-se numa relação não-instrumental entre as coisas e os olhos, assim o computador procura manter, no curso dos fenômenos, alguma visibilidade, interpolando-se entre os fatos e a intuição. A tecnologia deixa os fenômenos falarem nos seus múltiplos parentescos. Se o século XIX promoveu uma tentativa de limitar e filtrar o visível, os séculos XX e XXI tiraram as rédeas dos fenômenos, deixando falar o invisível. A responsabilidade não é mais com a verdade; é, principalmente, com a performance. Se antes a preocupação do arquivo era descrever, agora, neste dispositivo que progressivamente se afasta do arquivo, a ênfase passa a ser descobrir nexos, semelhanças, sinais de vizinhança.

5. UMA GENEALOGIA DO RISCO E SEU PAPEL NA VALORIZAÇÃO DO PREDITIVO

“Ponho para ferver em meu caldeirão tudo o que é aleatório. E somente quando o acaso está cozido no ponto é que lhe dou as boas-vindas para fazer dele meu alimento. E, na verdade, muito acaso tem-se acercado de mim como senhor: mas minha vontade lhe fala de maneira ainda mais imperiosa – e prontamente ele se põe de joelhos diante de mim, suplicando – suplicando-me dar-lhe asilo e acolhida cordial, e falando comigo de maneira lisonjeira: ‘Mas, veja, Zaratustra, só mesmo um amigo pode chegar assim à casa de um amigo!’”

F. Nietzsche

Objetivo do capítulo: *Mostrar como se deu uma formalização dos saberes a partir do século XIX e como a matemática, pela via tecnológica, permitiu atravessar o limite destes saberes e descobrir valor de predição mesmo no aleatório. Passando pelas noções de risco e predição nos diversos contextos históricos, buscou-se mostrar como esta matematização permitiu o entendimento de fenômenos complexos e caóticos – como o comportamento de consumo, o funcionamento do mercado financeiro e as condições climáticas – alicerçando, pela via tecnológica, decisões cotidianas e estratégias de comunicação, de acordo com o regime de efetividade do contemporâneo.*

5.1 – Do eikós grego à teoria das probabilidades

A história do risco se confunde com a história do próprio pensamento humano. À medida que o homem - no decurso do tempo - se põe como questão e refaz seu papel no mundo, a base para um pensamento preditivo, alicerçado no cálculo e na idéia de risco, vai tomando seus contornos no Ocidente. Claro que a ausência de certas ferramentas de apoio (como os números indo-arábicos, por exemplo) define em parte as possibilidades históricas de assimilação do risco. Entretanto, cumpre lembrar o lugar de onde este homem fala e a influência inevitável das correntes de pensamento que se desenvolveram ao longo das épocas. Veremos que é na medida em que ele se coloca como

centro de suas preocupações e investimentos que um pensamento calcado no risco se torna possível.

Não raro pergunta-se porque os gregos, adiantados como eram, não descobriram a probabilidade e, conseqüentemente, o modo de usá-la com o objetivo de dominar, para além dos oráculos, certas condições de preditibilidade – eles que, ao contrário dos egípcios, vão substituir o estudo empírico por uma base demonstrativa e a priori (Kneale, 1991). Entretanto, vale lembrar, que os gregos não só não contavam ainda com o sistema de numeração indo-arábico (importante para o cálculo por escrito e, por tabela, para um pensamento abstrato), como tinham toda uma concepção de destino e previsão de futuro ainda muito atrelada ao domínio do Extraordinário.

Vernant e Detienne nos mostram a singularidade do convívio entre deuses e homens, na Grécia Antiga, bem como o lugar de destaque para seus sacrifícios e oráculos. Embora encontremos, já nos relatos homéricos, uma referência à força atribuída pelos gregos à palavra obscura que vem do oráculo, uma análise mais detalhada mostra também um esforço crescente para subtrair-se à vontade divina quando ela se choca com os interesses humanos. De um modo complexo que caracteriza a própria natureza da narrativa grega, os homens deslizam – nem sempre com habilidade – entre os deuses e seus conflitos, buscando, em comércio com eles, ora aplacar-lhes a ira, ora conquistar-lhes os favores.

Mas se a sorte está indiretamente ligada à proteção de um deus, quando o acaso não age a favor do guerreiro, o destino, por sua vez, aparece como aquele que “exige, para toda falta em relação aos deuses, sua punição” (Vernant, 1999, p. 101). Neste cenário, a previsão pelo oráculo não tem por função impedir o que o destino traçou (embora os homens, muitas vezes, resistam), mas compreender os fatos passados – sempre atravessados pelos caprichos divinos – na tentativa de garantir uma relação harmoniosa com os deuses no presente. Para cumprir as prerrogativas do rito, que de modo algum deve ser banalizado, o oráculo está longe de ser de fácil decifração. Ele não está lá como ferramenta de predição para o homem grego; mas, sim, para dar

testemunho da força do Extraordinário – “o sinal da passagem da esfera divina à humana é a obscuridade da resposta, o ponto em que a palavra, ao manifestar-se como enigmática, trai a sua proveniência de um mundo desconhecido” (Colli, 1998, p. 39).

Os gregos apresentam, assim, um conceito tão particular de adivinhação do futuro – futuro “previsível porque é o reflexo, a expressão, a manifestação de uma vontade divina” (ibid., p.41) – que a idéia de *eikós* (provável) não guarda relação de paridade com a condição humana de intervenção no destino. Por outro lado, se são os números arábicos que permitiram ao homem elaborar cálculos mais complexos e abstratos – o que só se deu por volta do ano 1000, com as Cruzadas – isso não reduz a contribuição dos gregos para o desenvolvimento de um pensamento lógico, igualmente fundamental para uma teoria do entendimento e para se compreender a política de nexos que haveria de marcar a produção de sentido no Ocidente.

A Lógica, cujo primeiro tratado seria o *Organum* de Aristóteles, teria tido seus primórdios entre os gregos pré-aristotélicos – como Tales e Pitágoras, por exemplo –, concentrando-se os primeiros estudos nas tentativas de demonstração no campo da Geometria. Tudo leva a crer que, antes de Euclides (século III a.C), os gregos já pensavam e escreviam tratados sob a forma dedutiva, embora, por ausência de obras completas de Geometria que lhe antecedam, não se possa identificar e datar com exatidão o processo de assimilação, pelos gregos, das exigências de demonstração dos fenômenos. É provável, inclusive, que o sistema dedutivo já fosse conhecido por Pitágoras e Platão (Kneale, 1991).

Sabe-se que a Lógica – que aborda os princípios da inferência válida – vai se consolidar, a partir do século XIX, como um dos principais pilares de sustentação da teoria do conhecimento, depois de sofrer um recuo no Renascimento e na Idade Clássica, época em que se constatam o desenvolvimento das ciências e a respectiva aposta na observação e na

experiência (Omnès, p.1996, p. 36)⁵⁰. Contudo, as bases do pensamento lógico remontam certamente aos gregos e já revelam uma estreita ligação entre o campo da Lógica e a demonstração. Este viés matemático haverá de acompanhar, em matizes mais ou menos brandos, conforme a época, as investigações e as descobertas científicas. É possível que encontremos a raiz desta influência na preponderância de uma lógica peripatética, já que tudo leva a crer que a lógica de Aristóteles parte de uma reflexão sobre a demonstração⁵¹, em contraposição aos megáricos, que se concentram “na dialética de Zenão e nas disputas dialéticas quotidianas que deram origem àquilo a que Platão e Aristóteles chamaram erística” (Kneale, 1991, p. 115).

O investimento no estudo da lógica entre os gregos, confirmando a noção de *validade* – principalmente a partir dos *Primeiros Analíticos* e *Segundos Analíticos* de Aristóteles, onde a diferença entre raciocínio apodítico e dialético já está estabelecida – põe em evidência a questão da verdade, o que talvez explique, em parte, certo desprezo filosófico pela mera plausibilidade dos fenômenos. O gosto pela demonstração, a consolidação da lógica aristotélica que não prioriza argumentos dialéticos e uma tradição filosófica que, desde Platão, questiona sobre o âmbito do verdadeiro e do falso confirmam um pensamento dedutivo e aproximam a lógica da matemática:

(...) A distinção importante é que a premissa demonstrativa é verdadeira e necessária enquanto a dialética não o é necessariamente. Na demonstração começamos com premissas verdadeiras e chegamos necessariamente a uma conclusão verdadeira (...) No argumento dialético, ao contrário, não se sabe se as premissas são verdadeiras e não é necessariamente que a conclusão é verdadeira. Se nos

⁵⁰ Certamente que existe uma historicidade nas ciências empíricas e que nem todo campo científico se comporta do mesmo modo. Mas por conta da necessidade de fazer um recorte para o preditivo, estamos considerando a afirmação generalista do autor.

⁵¹ A lógica grega não se reduz à demonstração e, conforme o relato de William e Martha Kneale, a dialética terá seu lugar garantido no pensamento lógico dos gregos. Convém esclarecer, aqui, o sentido desta *dialética* – que, aliás, consta como o primeiro termo técnico utilizado para definir lógica no sentido que hoje aplicamos (1991, p. 9). Se, inicialmente, a dialética aparece como método de argumentação da metafísica, mais adiante, com Platão, a diferença quanto à demonstração vai ganhando seus contornos, já que a dialética se firma como “o exame de proposições chamadas hipóteses, das quais se tiram conclusões” (1991, p. 9). Para efeito de esclarecimento, convém também identificar esta ligação mais forte entre lógica, demonstração e matemática - considerando que a demonstração também incidiu sobre a metafísica e a política (p. 4) e que o pensamento lógico também comporta os argumentos dialéticos. Conforme esclarece o casal Kneale, “é provável que as primeiras investigações lógicas tivessem sido estimuladas por demonstrações [matemáticas]” (1991, p. 4).

aproximamos da verdade dialeticamente é por via indireta” (Kneale, 1968, p. 3-4)

Se a lógica começa com os gregos e se o vaticínio já indicava um desejo de antecipação do futuro, é natural que se pergunte por que eles não investiram no conhecimento da probabilidade. Há que se considerar, no entanto, não só a limitação ao cálculo (os gregos usavam o ábaco), como os valores sobre os quais se sustentava a *pólis* grega. As noções de destino, fatalidade, acaso e sorte possuem um sentido todo próprio na Grécia Antiga e, embora os gregos visitassem com relativa freqüência os oráculos, acreditaram, durante um certo tempo, que a mão do Destino era implacável. As tragédias, se por um lado apontam a não-conformidade do homem com seu destino, por outro evidenciam o fim desastroso daqueles que contra ele se insurgem - a profecia oracular invariavelmente se cumpria. Se a tragédia retrata o desejo do homem grego de ter mais domínio sobre seus dias - mesmo que pra isso contrarie os desígnios olímpicos - ela também reafirma uma leitura muito própria de tais episódios: aquele que foge de sua sorte, haverá de encontrá-la mais adiante e ser punido (seja pela consciência, seja pela força da fatalidade). Édipo foge de Tebas, mas ainda assim - e por isto mesmo - encontra e mata o pai, casando-se com a mãe. Acrísio manda aprisionar sua filha Dânae numa torre, para não deixar nascer o neto que, segundo o oráculo, irá assassiná-lo. Zeus, no entanto, sob a forma de uma chuva de ouro, engravida Dânae de Perseu - herói que, por acidente e de acordo com o oráculo, vai matar o avô. São inúmeras as situações que os poetas trágicos vão narrar, mostrando o quanto a vida ordinária ainda estava sob a influência do Extraordinário.

Para se entender o pensamento grego e sua posição dentro de uma genealogia que vai da idéia de destino como necessidade à noção de acaso e gerenciamento positivo do risco, cabe acompanhar o fortalecimento do 'humano' e do ordinário e o surgimento da problemática da Verdade entre os gregos. Além de ser reducionista afirmar que eles 'sempre' pensaram o Destino como algo implacável, há que se considerar que a dúvida constante sobre o nível de participação possível do homem em suas decisões já revela um enfraquecimento progressivo do destino como necessidade.

A tragédia mostra o olhar do grego sobre o Destino, mas é também a evidência inequívoca de uma pergunta que habita seu imaginário: em que medida é possível a liberdade? A partir do momento em que as tragédias gregas põem isto em discussão, o caráter de ‘necessidade’ do Destino é colocado em xeque e sua evidência é enfraquecida. Um olhar mais atento para a trajetória das tragédias permite identificar um fortalecimento do ‘humano’ em relação à potência do Extraordinário. Antígona, por exemplo, quando comparada a Édipo, apresenta questões que já são muito mais da ordem do humano e da escolha de um destino⁵², com todos os riscos que isto implica. Entre seguir as leis da cidade - mantendo insepulto o corpo do irmão - e agir conforme o afeto, Antígona opta por contrariar as leis de Colona e assim “se subtrai ao que o Destino comanda” (Amaral, 2002)⁵³. Embora saiba das conseqüências que tal ato pode provocar, Antígona marca sua presença como resistência e evidencia o ‘humano’. Este sintoma – que aparece na tragédia de Sófocles e vai tomar corpo com Sócrates e Platão – aponta para uma dessacralização do Destino, que até então ocupava o mesmo lugar da Verdade. O aparato da Verdade como virtude, como valor, desloca a noção de Destino, tomando aos poucos seu lugar.

Desta forma, o Destino aparece para os gregos como uma instância cujo sentido vai se alterando à medida que o homem e suas aspirações vão tomando corpo na cena grega. Se, na época homérica, é possível falar na crença em um Destino como necessidade - mas também na habilidade dos homens em conquistar a simpatia dos deuses e assim mudar o curso dos acontecimentos -, a época trágica coloca em evidência um homem interessado em, mais do que no comércio com os deuses, discutir o que lhe sobra para além da força do Extraordinário. Não é à toa que a tragédia, segundo Pierre Vernant, se torna uma espécie de instituição social e experiência política (cf. Chauí).

⁵² Vernant e Naquet demonstram, na explicação da tragédia de Antígona, o aparecimento desta nova antinomia, que já não responde como insolência ou obediência ao Extraordinário, mas como submissão ou infração às normas da cidade: “É piedoso honrar .. os mortos, mas, à testa de uma cidade, o magistrado supremo tem o dever de fazer respeitar seu *krátos* e a lei que proclamou (...) Porque a cidade, isto é, seus *nómoi*, é mais venerável, mais sagrada que uma mãe, que um pai e mesmo que todos os antepassados juntos” (Vernant; Naquet, p. 18-19).

⁵³ Cf. Marcio Tavares d’Amaral, em entrevista no IDEA.

Nesta passagem do Destino como necessidade à Verdade como virtude, o grego não parece ver na probabilidade um aliado capaz de conduzir a uma vida melhor. Seja porque o Destino aparece na Grécia Homérica como necessário e extraordinário, seja porque discuti-lo (como na Grécia Trágica) não o altera ou ainda porque a Verdade se torne com os Filósofos a palavra de ordem, o fato é que os gregos não enveredarão pelo cálculo do risco, do mesmo modo que acreditaram não ter controle total sobre sua sorte. Acrescenta-se que *alethea* e *eikós* ocupam lugares bastante distintos. Em termos filosóficos, os gregos não de privilegiar a *alethea* (Verdade), que é da ordem da Lógica. A probabilidade (*eikós*) pressupunha uma semelhança à Verdade, uma plausibilidade, mas não a Verdade em si - alicerce das discussões filosóficas a partir de Sócrates.

Conforme saímos do cenário grego, vamos identificando ao longo dos contextos históricos uma série de posturas e formas de pensar que ora justificam um maior ou menor nível de investimento nos alicerces de um pensamento preditivo. A noção de risco vai, aos poucos, penetrando no imaginário do homem à medida que ele vai repensando sua relação com a divindade e suas condições de atuar em prol de si mesmo para transformar seu destino. Diferente do grego, por exemplo, o homem medieval crê num único Deus e na idéia de que só o bom comportamento e a fé podem trazer a salvação. Embora o futuro ainda seja misterioso e desconhecido, um pensamento binário já caracteriza a lógica medieval: o futuro é de certo modo previsível e o homem ou se salva pela Graça e pela fé ou se torna uma alma perdida. Esta é uma época em que a noção de risco e de controle do próprio destino não encontra ressonância.

Por outro lado, é nesta época que, no confronto entre cristãos e árabes por ocasião das Cruzadas, o Ocidente toma contato com o sistema numérico indo-arábico. Por volta do ano 1000, os árabes - que já tinham nesta ocasião invadido a Índia e assimilado os algarismos hindus - criam condições para este encontro do Ocidente com uma notação numérica mais completa, esta sim capaz de gerar uma complexificação do pensamento matemático. Curiosamente, o zero não integra de imediato o sistema de notação numérica

disponível para o Ocidente⁵⁴. Mais tarde, ele surge como representação simbólica que permite quantificar o nada e facilitar as operações aritméticas. Sua maior contribuição, entretanto, talvez tenha sido possibilitar não só uma reflexão sobre a idéia abstrata de nada, como suscitar novas investigações sobre os limites da matemática. A respeito do alcance promovido pela assimilação dos algarismos indo-arábicos pelo Ocidente, Bernstein explica:

“Nas mãos dos árabes, os algarismos hindus transformariam a matemática e a medição em astronomia, navegação e comércio. Novos métodos de cálculo substituíram gradualmente o ábaco, que durante séculos fora o único instrumento aritmético, do império Maia, no hemisfério ocidental, passando pela Europa, até a Índia e o Oriente. A palavra *ábaco* deriva a palavra grega *abax*, que significa tabuleiro de areia. Dentro dos tabuleiros, colunas de seixos eram dispostas sobre a areia. A palavra *calcular* deriva de *calculus*, a palavra latina para seixo.

Nos próximos quinhentos anos, à medida que o novo sistema de numeração tomou o lugar do simples ábaco, a escrita substituiu as fichas móveis na execução dos cálculos. O cálculo por escrito estimulou o pensamento abstrato, que abriu caminho para áreas da matemática insuspeitadas no passado” (p. 19-20)

Além da assimilação pelo Ocidente da notação indo-arábica, o aparecimento do *Liber Abaci*, do matemático Fibonacci, na Itália do século XIII, criou condições para um entendimento mais padronizado do uso dos novos números, bem como serviu para a disseminação de suas aplicações e a invenção de novas práticas de cálculo. O *Liber Abaci*⁵⁵ revoluciona, em sua época, o uso da matemática e o desenvolvimento da contabilidade, não só por propor a substituição dos sistemas de contagem hebraico, grego e romano, como também pela multiplicidade de operações matemáticas que seus exercícios suscitam. Entre suas contribuições no campo do comércio, podemos

⁵⁴ Conforme Ian Stewart, o conceito de zero teria sido inventado e aceito como número entre os anos de 400 e 1200 d.C. Se, por um lado, a criação deste símbolo para representar numericamente o nada “pode ter sido a chave para tornar a aritmética prática” – marcando espaço entre os números, por exemplo – por outro, para o campo da matemática, “a idéia importante era o conceito de um novo tipo de número, que representava a idéia concreta de ‘nada’” (Stewart, 1996, p. 34). O zero teve um valor tal como representação simbólica do nada que abriu novas perspectivas para a compreensão da matemática - a ponto de, no século VII, um estudioso indiano, Brahmagupta, definir o infinito a partir da divisão por zero (Singh, 1997).

⁵⁵ Segundo Bernstein, o *Liber Abaci* chega na Itália em 1202 e é fruto de uma visita de Leonardo Pisano, conhecido como Fibonacci, à cidade argelina de Bugia. Após conhecer um matemático árabe que lhe contou o que sabia sobre o sistema de numeração indo-arábico, Fibonacci escreve o *Liber Abaci* que não impressiona apenas pelo alcance dos novos números, mas, principalmente, pela divulgação da chamada série de Fibonacci.

citar o cálculo de margens de lucro e de pagamentos de juros, o câmbio das moedas e as conversões de pesos e medidas (Berstein, 1997, p. 25).

Contudo, a maior contribuição de Pisano refere-se ao que ficou conhecido como série de Fibonacci – números que servem não só como proporção para encontrar o áureo-meio termo, como também para “uma ampla variedade de previsões, especialmente sobre o mercado de ações” (ibid, p. 28). Ao partir de um problema cuja natureza era de predição, Fibonacci descobre certos números que, submetidos a operações aritméticas, como adição e divisão, garantem que se obtenha a mesma proporção, independente dos números usados. No *Liber Abaci*, ele propõe descobrir quantos coelhos nasceriam em um ano com base em um primeiro casal, considerando que os coelhos começassem a procriar com dois meses e, todo mês, um par gerasse outro par. Fibonacci descobre, no fim de cada mês, os seguintes números de pares de coelhos: 1, 2, 3, 5, 8, 13, 21, 34, 55, 89, 144 e 233. O curioso na solução do problema é que “cada número sucessivo é a soma dos dois números precedentes”, assim como proporções específicas são obtidas sempre que se divide um destes números pelo seu precedente ou pelo seguinte:

“Divida qualquer número de Fibonacci pelo número seguinte. Depois de 3, a resposta é sempre 0,625. Depois de 89, a resposta é sempre 0,618 (...) Divida qualquer número pelo número precedente. Depois de 2, a resposta é sempre 1,6. Depois de 144, a resposta é sempre 1,618. Os gregos conheciam essa proporção e a denominavam o ‘áureo-meio termo’. O áureo-meio termo define as proporções do Partenon, o formato das cartas de baralho e dos cartões de crédito e as proporções da Sede da Assembléia Geral da ONU (...) O áureo-meio termo também aparece através da natureza – em padrões de flores, nas folhas da alcachofra e nos ramos da palmeira. Além disso, também é a razão entre os comprimentos do corpo humano acima e abaixo do umbigo” (ibid, p. 26).

Esta questão da regularidade matemática que os números de Fibonacci evidenciam será melhor abordada mais adiante, quando mostrarmos, ainda neste capítulo, de que forma o preditivo se manifesta na identificação de regularidades de certos fenômenos (a série de Fibonacci no número de pétalas de margaridas, por exemplo) e na compreensão do que é aparentemente aleatório (como é o caso dos sistemas dinâmicos não-determinísticos).

Procuraremos explicar como a matemática – na qualidade de identificadora dos padrões – promove uma formalização das ciências a partir do século XIX e, por meio da tecnologia, deixa sua marca sobre as práticas discursivas do cotidiano, evidenciando padrões naturais e mesmo sócio-culturais que atravessam, invisíveis, o tecido contemporâneo. Por ora, entretanto, vamos mapear as condições históricas de reflexão sobre o risco, bem como as ferramentas que – ao longo, principalmente, dos séculos XVII e XVIII – tornaram sua assimilação possível.

5.2 – Das ferramentas de cálculo à *ars combinatoria*: a assimilação do risco como base do preditivo

Com o Renascimento – e a desestabilização de uma série de crenças até então tidas como inabaláveis – uma forma mais ousada de pensar, calcada no Humanismo, ocupa o lugar. Neste contexto, a Ciência e a Lógica se desenvolvem e a Arte reflete um movimento de valorização do homem – que passa a rever as questões que o cercam sob uma perspectiva mais hedonista. O movimento da Reforma também traz uma alteração significativa, já que introduz a idéia de que o homem é responsável pela relação que estabelece com Deus e pela correta interpretação de suas Leis. A legitimação do capitalismo – nas dobras do movimento reformista – vai justificar a idéia de lucro e de ‘retorno’ material ainda neste mundo. Altera-se, neste contexto, não só o modo como o homem percebe Deus, como ainda a forma como ele vê a si próprio. Diante das perspectivas de ganho, alicerçadas por um pensamento antropocêntrico, um território favorável à previsão e ao cálculo de riscos começa a assumir contornos mais expressivos.

Mas a questão da probabilidade só vai encontrar a ressonância devida no século XVII. Nesta época, os jogos já despertavam bastante interesse da sociedade (especialmente os de azar) e é para responder a uma destas questões de aposta que Pascal e Fermat⁵⁶ se reúnem, gerando a Teoria das

⁵⁶Fermat foi um matemático versátil, com contribuições relevantes em várias áreas, como geometria analítica e probabilidade. Além do seu papel na teoria dos números, ficou conhecido por conta de um enigma que propôs no século XVII e que assombrou matemáticos por 358 anos: “provar que não existe solução em números inteiros para a seguinte equação: $x^n + y^n = z^n$ para n maior do que 2” (Singh, p.28).

Probabilidades. Vale observar que, diferente dos chamados jogos de habilidade, o que marca os jogos de azar é justamente o fato de não poderem contar com o passado para determinar o resultado de uma partida futura.

Curiosamente, o cenário sócio-político em que a teoria das probabilidades aparece não aponta para um interesse dirigido pelo acaso, apesar da atenção atribuída aos jogos de azar. Embora uma mudança na representação de mundo já se desenhasse nos séculos XV e XVI, com as idéias de Copérnico, e houvesse, no século XVII, uma predisposição para entender o mundo segundo uma ordem matemática (Omnès, p. 50), não deixa de chamar a atenção o fato que a teoria das probabilidades surja no contexto de interesse que os matemáticos vão demonstrar pelos jogos de azar e “em uma época em que a ciência estava (...) bem longe de integrar a noção de acaso à sua concepção de mundo físico” (Duflo, 1999, p. 23).

Ao mesmo tempo, neste contexto do século XVII, percebe-se uma alta propensão para o risco e o interesse crescente pela questão da probabilidade. Com a evolução da teoria dos jogos, o aprimoramento da arte combinatória e o desenvolvimento da teoria da probabilidade, mudanças significativas concorrem para a gênese de um pensamento preditivo. A sorte passa a ser calculável, adquirindo um estatuto matemático de probabilidade - o acaso pode agora ser medido e a sorte deixa de ser uma questão meramente aleatória. Note-se que o conceito de sorte muda no século XVII, se dissociando da idéia de destino e se tornando mensurável pela probabilidade.

Atendendo ao desafio proposto pelo cavaleiro de Méré, que desejava saber como dividir apostas de um jogo de azar quando da interrupção do jogo e já havendo um possível vencedor, surge uma parceria entre Pascal e Pierre de Fermat que culminaria na teoria das probabilidades:

“Juntos, Fermat e Pascal descobririam as primeiras provas e certezas da teoria da probabilidade, um assunto intrinsecamente incerto. O interesse de Pascal fora despertado por um jogador profissional parisiense, Antoine Gombaud, o Cavalheiro de Méré, que lhe apresentou um problema relacionado com um jogo de azar chamado pontos. O jogo envolve ganhar pontos num jogo de dados, onde o

primeiro jogador a acumular certo número de pontos é o vencedor e leva o dinheiro (...) Gombaud estivera jogando com um colega quando foi forçado a sair devido a um compromisso urgente. Surgiu então a questão do que fazer com o dinheiro. A solução mais simples seria dar todo o dinheiro para o jogador com mais pontos, mas Gombaud perguntou a Pascal se havia um modo mais justo de dividir o dinheiro. Pascal deveria calcular a probabilidade que cada jogador teria de vencer se o jogo tivesse continuado e presumindo-se que ambos os jogadores tivessem chances iguais. O dinheiro envolvido seria então dividido de acordo com essas probabilidades” (Singh, 1999, p. 60).

O século XVII é, também, aquele em que surge uma série de ferramentas voltadas para o cálculo e a amostragem estatística⁵⁷. Cabe lembrar que embora a Estatística, nesta época, se restrinja a compilar e interpretar dados, ela já prepara a base para um pensamento de gestão do risco. Paralelamente, e estas ferramentas vão potencializar o pensamento abstrato, a álgebra ganha status, com a invenção do cálculo diferencial, de Newton, que permite descobrir a aceleração dos corpos, e do cálculo integral, que Newton e Leibniz descobrem quase que simultaneamente. O cálculo diferencial e integral permitiria, mais tarde, aplicações em diversas áreas de conhecimento, inclusive no campo da Estatística, sendo primordial em todas as análises que envolvem dinâmica – desde a determinação de órbitas de astros e satélites até a análise de crescimento de populações e de medidas de fluxos. É também no século XVII que surge, pelas mãos de Fermat e Descartes, a Geometria Analítica – e com ela, muitos problemas geométricos passam a encontrar uma solução pela via algébrica (Omnès, 1996, p. 76).

⁵⁷ O processo estatístico de amostragem aparece mesmo em 1662, a partir do livro de John Graunt, *Natural and political observations made upon the bills of mortality*, considerado, na época, uma contribuição de peso para o cálculo das probabilidades. Não que Graunt tenha, de fato, trabalhado com uma amostra, mas, partindo de dados crus sobre nascimentos e mortes em Londres, faz inferências que até então não tinham sido consideradas, algumas das quais nos espantam pela pertinência do objetivo. Graunt, a partir de seus registros, queria saber o número de pessoas de cada sexo, estado, idade, religião e profissão porque acreditava que este tipo de informação poderia oferecer maior estabilidade e segurança ao comércio e ao governo. Mas embora seja o século XVII que apresenta os fundamentos da Estatística, o século XVI já se propunha, com o *Liber de ludo alea*, de Cardano, apresentar princípios estatísticos para a probabilidade, ainda que a palavra ‘probabilidade’ não apareça na obra. Na época de Cardano, aliás, o sentido de probabilidade era não-matemático, referindo-se ao “grau de crença ou a demonstrabilidade de uma opinião” (Bernstein, p. 49). O sentido de medição para a probabilidade só surgiria no século seguinte, mas já era a ele que Cardano se referia quando falava em chances.

No século XVII, a Matemática rompe com a tradição de se restringir ao campo da geometria, dando origem a um simbolismo que permitiria automatizar operações. Embora a geometria vá se mostrar futuramente importante para o entendimento e a descrição dos fenômenos complexos, é este simbolismo matemático que vai abrir caminho para uma automatização crescente de operações (manipulação de símbolos), sem a qual não chegaríamos aos computadores – o “*calculus ratiocinator* de Leibniz contém o embrião da *machina ratiocinatrix*, a máquina de raciocinar buscada por Turing e depois pelos pesquisadores dentro do campo da Inteligência Artificial” (Fonseca Filho, 1998).

Leibniz será o primeiro a desvincular o *cálculo* do conteúdo semântico das proposições, no campo da dedução lógica. Dito de outra forma: as regras dedutivas, a partir dele, reduzem-se a regras de cálculo, sem que haja uma preocupação com o conteúdo semântico ou o sentido de verdade dos enunciados. Mas as pretensões de Leibniz não param aí. Ele tenta criar uma linguagem única a partir da invenção de uma espécie de cálculo universal do raciocínio – *characteristica universalis*. Leibniz acreditava – e alguns depois dele perseguiram tal propósito – que usando esta linguagem universal, este alfabeto do pensamento, se pudesse calcular, através de operações aritméticas, as verdades da ciência.

De certo modo, poderíamos dizer que a ‘algoritmização’ que presenciamos, hoje, tem suas primeiras raízes plantadas aqui, antes mesmo dos computadores, da Máquina de Turing, dos algoritmos de Euler: é com Leibniz, buscando um simbolismo universal e uma forma quase mecânica de raciocínio que encontramos as linhas de um projeto de automatização do pensamento, idéia que será reconvocada mais tarde, sob novas bases, pela Inteligência Artificial. Cabe lembrar que a IA promove uma valorização das heurísticas, mas não sem buscar uma automatização das operações de raciocínio. Ou seja: embora a Lógica Simbólica⁵⁸ só vá se fortalecer no século XIX, quando certas questões matemáticas a recolocam em pauta, suas bases – de indiscutível

⁵⁸ Boole é, formalmente, considerado o Pai da Lógica Simbólica.

valor para o surgimento dos computadores – já aparecem, no século XVII, com Leibniz.

Aliás, uma das principais contribuições indiretas de Leibniz para uma história do risco e do desenvolvimento do preditivo é a idéia, que já aparece com ele, de uma *linguagem artificial*, que, ao contrário do que usualmente se pensa, não é uma prerrogativa do século XX. Leibniz se dispõe a buscar uma linguagem livre de ambigüidades, associando um sinal a cada idéia e procurando “a solução de todos os problemas mediante a combinação destes sinais”. Neste sentido, em termos históricos, é em Leibniz – e, antes dele, em Raimundo Lúlio, o precursor da análise combinatória – que vamos encontrar as bases de uma linguagem artificial (Fonseca Filho, p. 10).

Conforme chegamos ao século XVIII, outras noções igualmente importantes para o desenvolvimento de uma teoria do risco aparecem no cenário moderno e preparam as bases para um pensamento preditivo. Jacob Bernoulli cria a *lei dos Grandes Números*⁵⁹ e métodos de amostragem estatística que vão, mais tarde, amparar as pesquisas de opinião e de mercado. Também é no século XVIII que aparece o conceito de *desvio-padrão*, atrelado à descoberta da chamada *distribuição normal* (ou *curva de sino*). As noções de desvio-padrão e de distribuição normal compõem a chamada *Lei das Médias* e “são ingredientes essenciais das técnicas de quantificação do risco” (Bernstein, 1999, p. 5).

Porém, tão importantes quanto as ferramentas descobertas no século XVIII são as idéias que surgem, nesta época, quanto à medição de risco e ao processo decisório. Se até então a questão de cálculo do risco esteve ligada a uma medida matemática e probabilística, o século XVIII, por sua vez, vai introduzir

⁵⁹Pela lei dos Grandes Números, observa-se que “a diferença entre o valor observado de uma amostragem e seu valor real diminuirá à medida que o número de observações aumentar” (Bernstein, 1997, p. 5). Há esclarecimentos importantes que Bernstein faz em relação a estas Leis relativas à Probabilidade, mas, por razão de espaço, teremos que nos limitar a alguns conceitos. Convém lembrar, entretanto, uma idéia importante: a Lei dos Grandes Números apenas garante a probabilidade “de que o erro entre a média observada e a média real seja inferior a, digamos, 2% - em outras palavras, de que o aumento do número de jogadas aumente a probabilidade de que a média observada não se desvie em mais de 2% da média real” (Bernstein, 1999, p. 121).

indagações qualitativas quanto ao sentido de risco e ao desejo humano de predição. Um dos primeiros expoentes da matemática a suscitar reflexões nesta direção foi Daniel Bernoulli, que ousou discordar do aspecto meramente técnico do conceito de ‘valor esperado’ – segundo o qual pode-se obter a probabilidade de um fenômeno multiplicando-se “cada ganho possível pelo número de meios pelos quais pode ocorrer, e depois [dividindo-se] a soma desses produtos pelo número total de casos” (Bernoulli apud Bernstein, 1999, p. 102). Bernoulli contesta que este seja um critério coerente com a forma pela qual as pessoas tomam suas decisões, já que cada um tende a atribuir valores diferentes ao risco, segundo sua percepção individual de utilidade e suas motivações:

“Uma vez que Bernoulli estabeleceu sua tese básica de que as pessoas atribuem ao risco valores diferentes, ele introduziu uma idéia central: ‘A utilidade resultante de qualquer pequeno aumento da riqueza será inversamente proporcional à quantidade de bens anteriormente possuídos’ (...) Bernoulli converte o processo de calcular probabilidades em um processo de introdução de considerações subjetivas nas decisões com resultados incertos (...)” (Bernstein, 1999, p. 102-105).

Daniel Bernoulli, entretanto, não foi o único matemático do século XVIII a contribuir com um olhar sobre o risco segundo uma perspectiva qualitativa. Seu tio, Jacob Bernoulli, trouxe outra idéia de peso: a de que a qualidade das informações que constituem as bases de inferência estatística são tão importantes para a previsão quanto os métodos empregados e de que o passado pode fornecer indicações no comportamento futuro de variáveis. Também foi ele o primeiro a levantar a questão do uso de amostras de dados para desenvolver probabilidades (Bernstein, 1999). Buscando responder ao amigo Leibniz quando este afirma que “a natureza estabeleceu padrões que dão origem ao retorno dos eventos, mas apenas na maior parte dos casos”⁶⁰, Jacob Bernoulli reflete sobre este segundo ponto – o de que pode haver regularidade nos fenômenos – e cria a *Lei dos Grandes Números*, também chamado de cálculo *a posteriori* das probabilidades.

“A contribuição de Jacob Bernoulli ao problema de desenvolver probabilidades a partir de quantidades limitadas de informações sobre

⁶⁰ Citado em Keynes, 1921, fronsispício do capítulo 28. Apud Bernstein, 1999, p. 4.

a vida real foi dupla. Primeiro, ele definiu o problema nesses termos antes que qualquer outra pessoa sequer tivesse reconhecido a necessidade de uma definição. Segundo, ele sugeriu uma solução com apenas uma exigência: temos de pressupor que, 'sob condições similares, a ocorrência (ou não-ocorrência) de um evento no futuro seguirá o mesmo padrão observado no passado' " (Bernstein, 1999, p. 119)

Uma última contribuição de peso, no século XVIII, merece ser mencionada, considerando que ela vai influenciar o pensamento posterior sobre a construção de inferências estatísticas a partir de históricos. Estamos falando aqui de Thomas Bayes, cujas idéias permitiram correlacionar a probabilidade de um evento com o fato de ter ele ocorrido outras vezes, mas não com uma regularidade que garantisse certo nível de certeza sobre sua repetição. Bayes demonstra que é possível estabelecer um procedimento mediante o qual inferências sobre antigas informações são revistas a partir de novas informações. Em outras palavras, a contribuição de Bayes nos permite revisitar o valor estatístico de um evento passado a partir da incidência de ocorrências que os lances seguintes vão comprovar (ou não):

"Bayes [pergunta] como podemos determinar a probabilidade de que um evento ocorrerá sob circunstâncias em que nada sabemos sobre ele, exceto que ocorreu certo número de vezes e que deixou de ocorrer certo número de outras vezes. Em outras palavras, um alfinete poderia estar defeituoso ou perfeito. Se identificarmos dez alfinetes defeituosos em uma amostra de cem, qual a probabilidade de que a produção total de alfinetes – e não apenas qualquer amostra de cem – conterà entre 9% e 11% com defeito?

Uma bola é rolada sobre a mesa, livre para parar em qualquer lugar e depois disso permanecer em repouso. Em seguida, uma segunda bola é rolada repetidamente da mesma forma, e conta-se o número de vezes em que pára à direita da primeira bola. Este número é 'o número de vezes em que um evento desconhecido ocorreu'. A falha – o número de vezes em que o evento não acontece – ocorre quando a bola pára à esquerda. A probabilidade da localização da primeira bola – uma única tentativa – deve ser deduzida dos 'sucessos' e 'fracassos' da segunda.

A principal aplicação do sistema de Bayes é no uso de novas informações para revisar probabilidades baseadas em informações antigas, ou, no linguajar dos estatísticos, para comparar a probabilidade posterior com a anterior. No caso da bola de bilhar, a primeira bola representa a anterior e a revisão contínua das estimativas de sua localização, à medida que a segunda bola é repetidamente jogada, representa a probabilidade posterior (Bernstein, 1999, p. 130-131).

Embora o século XVIII tenha fornecido quase todas as ferramentas pertinentes a esta quantificação do risco que os séculos XX e XXI vão consolidar, é no âmbito do século XIX que novas perspectivas se abrem para o conhecimento científico – por conta dos limites que a abstração matemática agora permitirá atravessar. É aqui, no século XIX, que experimentamos não só um renascimento da Lógica, como também, uma progressiva formalização dos saberes científicos (com especial atenção para a Física). No cenário do preditivo, o conceito de *regressão à média*, descoberto por Francis Galton, em 1875, completa o quadro de ferramentas (segundo este conceito, os fenômenos, apesar de suas variações, tendem a regular-se na média, e a se afastar dos valores extremos que podem assumir). O conceito de *regressão à média* está no centro de praticamente todas as decisões envolvendo risco e predição, permitindo apontar tendências mesmo em cenários dinâmicos como o mercado financeiro.

“Galton transformou a noção de probabilidade, de um conceito estático baseado na aleatoriedade e na Lei dos Grandes Números, em um processo dinâmico em que os sucessores dos indivíduos atípicos estão predestinados a aderir à multidão no centro. A mudança e o movimento dos limites externos rumo ao centro são constantes, inevitáveis, previsíveis. Dados os imperativos desse processo, nenhum resultado além da distribuição normal é concebível. A força propulsora é sempre rumo à média, rumo à restauração da normalidade, rumo ao *homme moyen* de Quetelet (...) A regressão à média motiva quase toda variedade de enfrentamento de riscos e previsão (...)” (1999, p. 169).

Contudo, de todos os episódios que possam ter, desde o século XVII, contribuído para a incorporação e experimentação do risco no cotidiano, talvez nenhum deles tenha tido tanta repercussão quanto a formalização dos saberes ditos científicos e o reaparecimento, em novas bases, da lógica. Por formalização entenda-se, aqui, uma recusa de evidências empíricas que não se confirmem pelo rigor matemático – em uma espécie de assepsia preventiva de tudo o que possa parecer uma evidência e ainda assim enganar os sentidos. Contrário ao que se esperava, o resultado não foi um afastamento da realidade, por conta da abstração matemática, mas, ao contrário, a descoberta de novos limites para o conhecimento. Através da equivalência entre sistemas

conceituais, surgem novas teorias que fazem o conhecimento ‘andar’⁶¹. Quer dizer, a imensa e progressiva complexidade de cálculos necessários para fazer avançar o conhecimento tornou a aproximação entre o discurso científico e a linguagem formal da matemática uma solução bastante fértil para a investigação dos saberes. É assim, por exemplo, que a eletricidade e o magnetismo encontram entre si pontos comuns - e são as *equações de Maxwell* que proporcionam a sofisticação matemática necessária, ou seja, a formalização de princípios e conceitos, sem o qual não seria possível apresentar a natureza abstrata e de difícil compreensão das operações envolvidas (Omnès, 1996).

Ao lado desta formalização, pontes matemáticas vão ser erguidas entre campos de conhecimento ao longo dos séculos XIX e XX, proporcionando maior comunicação entre ilhas de saber. Como conseqüência destas pontes, problemas cuja solução não existia dentro de um contexto, encontram novo alento e tradutibilidade sob novas abordagens. Foi assim que, no século XX, por meio de uma ponte entre equações elípticas e modulares, caminhou-se para a solução do enigmático teorema de Fermat. Mas não apenas o enigma proposto por Fermat encontrou ressonância nesta ponte – abriram-se perspectivas para que “problemas profundos no mundo elíptico [pudessem] ser resolvidos (...) simplesmente traduzindo-os para o mundo modular” (Singh, 1999, p. 201). Estas pontes matemáticas, aliás, têm se apresentado como uma das ferramentas mais eficazes não só para a resolução de problemas aparentemente insolúveis da própria Matemática, como também para proporcionar avanços nas teorias científicas que necessitam dos recursos que só a linguagem formal propicia:

“O valor das pontes matemáticas é enorme. Elas permitem que as comunidades de matemáticos, que viviam em ilhas separadas, troquem

⁶¹ Ao mesmo tempo, ciências como a Física se deixam fecundar pela abstração matemática, na expectativa de construir solo firme que suporte a voltagem das descobertas do porvir. Isto porque “a forma matemática das noções físicas e das leis prevalece sobre qualquer outra maneira de compreender” (Omnès, 1996, p. 151). Atravessando ainda hoje o conhecimento científico, a matemática parece ser o único modelo capaz de dar sustentação aos altos níveis de abstração e complexidade que a explicação de certos fenômenos demanda. Conforme afirma Omnès, “só as matemáticas têm firmeza suficiente para conter os conceitos da física; elas não mais se contentam em precisá-las, mas exprimem-nos, sem que nada possa substituí-las” (1996, p. 104).

idéias e explorem suas criações. A matemática consiste em ilhas de conhecimento num mar de ignorância. Por exemplo, existe uma ilha ocupada pelos geômetras, que estudam as formas, e existe a ilha dos probabilistas, que estudam o risco e o acaso. Existem dúzias de tais ilhas, cada uma com sua linguagem única, incompreensível para os habitantes das outras ilhas. A linguagem da geometria é bem diferente da linguagem da probabilidade, e a gíria do cálculo é incompreensível para aqueles que falam somente estatística” (1999, p. 200-201)

São essas pontes matemáticas, incluindo as que surgem no século XIX⁶² no campo da Lógica, que permitem os avanços necessários à compreensão dos sistemas dinâmicos que proliferam na Atualidade. São elas também que permitem (e estimulam) uma complexificação dos questionamentos do homem contemporâneo quanto às possibilidades de quantificação e predição do risco, sobretudo no caso de fenômenos complexos – como as oscilações permanentes no mercado de ações ou o comportamento instável de consumo. E assim o conhecimento prossegue.

Muitas descobertas, inclusive científicas, vão encontrar no século XIX, sobretudo diante do fortalecimento da Lógica, suas condições de germinação. A perspectiva desafiante do infinito, entre outras questões de relevância matemática, recoloca a Lógica em pauta, no fim do século XIX. Também neste século depura-se o pensamento – por meio da lógica booleana – de alguns entraves que a aposta na lógica aristotélica proporcionou. Um deles, sem dúvida, seria o fato de Aristóteles ter desconsiderado a possibilidade de um conjunto vazio, o que haveria de gerar inconsistências e dilemas em inferências futuras já que “muito freqüentemente, um raciocínio diz respeito a uma classe que se sabe ser vazia (por exemplo, a dos unicórnios), e ainda mais freqüentemente ocorre-nos falar de uma classe que não sabemos se é vazia ou não (por exemplo, a das serpentes marinhas do *Loch Ness*)” (Putnam, *Lógica*, p. 17). Como lógicos antigos e medievais não deram conta do problema,

⁶² Hilary Putnam (1988, p. 13) nos dá um exemplo destas operações que não podem ser feitas por um determinado recurso matemático, mas que, diante de novas leis, tornam-se possíveis. Segundo Putnam: “Boole descobriu outras leis lógicas que não são corretas em álgebra ordinária, por exemplo ‘X ao quadrado é igual a X’, isto é, ‘ $X \cdot X = X$ ’ e ‘X mais X é igual a X’, isto é, ‘ $X \cup X = X$ ’ (propriedades de idempotência da interseção e da reunião) (...) Graças a estas ‘propriedades de idempotência’, torna-se possível efetuar simplificações que não seriam válidas na álgebra ordinária”.

algumas conseqüências logo se fizeram sentir na hora de construir novas teorias a partir do edifício lógico:

“(...) todo o enunciado em que o mesmo termo ocorre duas vezes numa das quatro formas tradicionais era considerado uma tautologia ou uma contradição – e, por isso, somente os enunciados da forma ‘Todos os S são P’, em que ocorrem duas letras distintas, eram admitidos nos esquemas de raciocínio” (Putnam, *Lógica*, p. 17).

Mas entraves como esse que o silogismo aristotélico promoveu acabam demandando avanços no pensamento lógico, com a identificação de novos recursos que eliminem as restrições não-cabíveis – e que podem, por isso mesmo, conduzir à inconsistência de determinados argumentos. Se, por um lado, as bases da lógica aristotélica mostraram-se instáveis para a construção de novos edifícios de conhecimento, por outro, não faltaram notáveis personagens à cena, no século XIX – como Boole, Frege e Peano – para refazer as fundações do pensamento lógico, permitindo que se apostasse mais ainda na idéia de se ampliar as potencialidades da dedução.

Se Leibniz, no século XVII, aparece como precursor de um cálculo em que se pode prescindir do conteúdo semântico das expressões (sendo esta contribuição fundamental para o desenvolvimento da Lógica Moderna, em que se baseia o computador), é com Boole, no século XIX, que a história da computação ganha contornos mais precisos. Primeiro porque, com ele, aparece uma lógica estritamente formal, onde o conteúdo semântico das expressões é totalmente abolido com a formulação de sistemas interpretáveis apenas a posteriori (ou seja, sem sentido apriorístico). Depois, porque com a álgebra booleana encontramos a base para “a automatização de algumas operações do pensamento” (Fonseca Filho, p. 12).

A Lógica Simbólica – que alicerça, no século XX, o conceito da Máquina de Turing – proporciona certa automatização do raciocínio. É esta possibilidade, que de algum modo já havia sido preconizada por Leibniz, que vai abrir caminho para o surgimento dos computadores e para as bases de um pensamento preditivo. Se o registro sistemático da alteridade – como prática de saber e poder que se fortalece com o discurso científico do século XIX –

proporciona uma algoritmização do cotidiano, a ponto de embasar decisões pelas inferências que estes dados propiciam, em termos práticos, é a lógica formal que, no século XIX, cria condições para uma automatização do raciocínio. Sem isto, os registros de si e da alteridade não teriam ido tão longe como prática discursiva. Com esta automatização e o surgimento dos computadores, no século XX, criam-se condições para que os saberes sejam submetidos a uma algoritmização e que, com a entrada em cena da tecnologia, sejam geradas inferências úteis para a tomada de decisão que caracteriza o preditivo.

Se Boole nos oferece um cálculo sem interpretação, Peano dá outro salto na direção de uma ferramenta que permita investigar o mundo: ele, simplesmente, desatrela a lógica do pensamento algébrico. Peano e Frege vão buscar na lógica, aliás, uma formulação da nossa linguagem (cf. Putnam). Imbuído do espírito leibniziano de uma linguagem universal, Frege tenta levar o simbólico para outros domínios não-matemáticos, como é o caso da Filosofia - e este é um aspecto importante a ser ressaltado, já que se trata de uma iniciativa que propicia uma **comunicação** entre a lógica e outros saberes de cunho não-matemático.

Cabe um adendo. A visão de conhecimento que vigora aqui tem raízes platônicas (portanto, está longe de vislumbrar no mundo relações arbitrárias, construídas por conta das necessidades do homem). Os logicistas⁶³ – que acreditavam poder reduzir a matemática à Lógica – apesar das fortes críticas que sofreram, influenciaram bastante o pensamento matemático posterior. Como prática de poder (e o saber sempre o é), a Lógica Moderna, nesta época, nos permite duas constatações: (1) os logicistas apostavam em um mundo objetivo, onde se busca descobrir e não inventar as relações matemáticas; logo, o regime de luz aponta para uma tentativa de ofuscar *o excesso que confunde*, pondo em evidência um simbolismo que extrai da linguagem suas ambigüidades. A proposta é ousada: o simbolismo deve atravessar os saberes,

⁶³ Diferente dos logicistas, os neopositivistas acreditavam que “as verdades lógicas são verdadeiras por convenção” por conta de serem, por si mesmas, decorrentes de convenções (Putnam, p. 61).

de modo a fazer os fenômenos falarem apenas 'em sua verdade'. (2) Frege quer trazer à luz, com a lógica, não apenas a relação entre as proposições, mas suas semânticas, seus significados. De algum modo, poderíamos dizer que o regime de enunciação, aqui, guarda certa familiaridade (ainda que remota) com o discurso científico que, em suas práticas de vigilância, busca identificar o desviante. Aqui não há desviante, mas há excesso que pode desviar os olhos das relações matemáticas, razão porque é preciso subtrair as ambigüidades que podem confundir o entendimento. As linhas de força subterrâneas à Lógica Simbólica - que vêm à luz à medida que se lança sobre outros saberes - não podem ser ignoradas, principalmente quando expoentes como Frege buscam disponibilizar à filosofia uma ferramenta que permita "romper o domínio da palavra sobre o espírito humano", oferecendo "um simbolismo que [retrate] o que se pode dizer sobre as coisas" (Fonseca Filho, p. 15).

Contudo, as contribuições são significativas para a formalização dos saberes. Com as pesquisas de Frege, a lógica passa a constituir um campo bastante fértil para maior visibilidade e solução de problemas. Questões pragmáticas de valor para uma teoria do risco aparecem de forma consistente em sua lógica: "a natureza da indução matemática, a sua conexão com a teoria dos conjuntos, a análise da conexão entre a matemática pura e suas aplicações – tudo isso são resultados que se ficam devendo a Frege" (Putnam, p. 30).

Assim como Frege, Peano buscou desenvolver um conjunto de regras que permitisse avançar sobre as demonstrações dedutivas. Sua proposta foi ousada à medida que pretendeu criar um sistema de notação que ultrapassasse a dimensão algébrica. Peano nos faz avançar em relação à lógica booleana, já que rompe com a idéia de que a lógica seja uma álgebra e aposta, tal qual Frege, que o pensamento lógico "deve ocupar-se da formalização da nossa linguagem (...) construir uma linguagem simbólica, uma solução ideal – isenta de todo o caráter vago e ambíguo que é inevitável na linguagem natural (...)" (Putnam, p. 24).

É nesta mesma época que se experimenta uma espécie de retomada da lógica sentencial – que aparece com os estóicos e medievais, mas cai no esquecimento até o século XIX. Com ela volta à cena o *cálculo proposicional*, que permite operações sobre *enunciados* (sentenças verdadeiras ou falsas, que Russell prefere chamar de *proposições*). Embora seja entendido como uma segunda interpretação da álgebra booleana, o cálculo proposicional terá desdobramentos significativos no século XX.

É no século XX, aliás, que, diante de uma discussão sobre os limites da axiomatização⁶⁴, alguns paradoxos encontrados redimensionam, antes mesmo dos computadores, a reflexão sobre os limites do conhecimento matemático e da máquina como decodificadora do pensamento humano. Como veremos mais adiante, há coisas não-sabíveis na matemática e problemas algoritmicamente insolúveis. Isto vai, na história do conhecimento, fundamentar muitas afirmações futuras de que o pensamento não é algoritmizável, dadas as características muito próprias que apresenta. Várias correntes que se posicionam contra a teoria do processamento eletrônico da informação aparecem aqui (Searle e Penrose, entre eles). Entretanto, como veremos no próximo capítulo, outras contribuições iriam gerar peças polêmicas para este quebra-cabeça. Os dispositivos tecnológicos do contemporâneo vão buscar, permanentemente, ampliar as fronteiras de atuação sobre os problemas que se mostram algoritmicamente solúveis.

Caberia aqui a pergunta: o que significa, no âmbito das práticas discursivas, esta formalização dos saberes científicos? Que regimes de enunciados e de luz – para retomarmos o viés foucaultiano deste trabalho – são evidenciados com a tentativa de ‘turbinar’ a lógica, a tal ponto que substitua, na descrição dos fenômenos, a linguagem natural, em princípio vaga e ambígua? **Afora qualquer possível juízo de valor – convém observarmos que o preditivo se**

⁶⁴ Aqui avaliam-se questões como consistência, completude e decidibilidade dos sistemas axiomáticos. Consistente é aquele sistema em que a negação de uma hipótese não pode ser provada junto com a verdade matemática que lhe deu origem. A completude refere-se à condição de um sistema de provar todas as suas assertivas verdadeiras. A decidibilidade, por sua vez, tem a ver com a condição de um sistema de dizer se os axiomas adotados não levarão a uma contradição.

alimenta justamente da linguagem formal. Não é o computador em si que instala o preditivo no contemporâneo – é a mistura das linguagens formais com o empírico. Ou seja, é a ‘formalização’ do discurso científico, que busca a profilaxia de evidências enganosas e, paradoxalmente, a assimilação e manipulação algorítmica de heurísticas. Lembremos que é a linguagem formal, da lógica e da combinatória, que permite descrever o domínio do inapreensível – e o inapreensível, agora, são as abstrações que o discurso científico requer para garantir precisa tradutibilidade (Omnès, p. 105).

Assim, a lógica formal que entra em cena no século XIX e que domina o cenário do século XX lança as bases do preditivo: apontando matematicamente os resultados possíveis, por meio da descrição de tendências, esta lógica avança sobre o que não pode ser visto. O regime de visibilidade do preditivo, portanto, implica lançar luz sobre o inapreensível, seja porque os conceitos envolvidos demandam progressiva abstração, seja porque estamos falando de mundos possíveis, de latência e possibilidades de atualização⁶⁵. A lógica é, no contemporâneo, prótese para os sentidos – alcança onde os olhos não vêem, onde os sentidos, por atenção às evidências, enganam.

Já o regime de enunciados que a formalização da ciência deixa entrever aponta para uma prática discursiva (a linguagem matemática) que tem por função desbravar territórios inóspitos e irregulares, mas cujo acesso aumenta o poder de decisão e a condição de performance. A matemática, como ciência das relações, cria pontes entre saberes, descobre vizinhanças e garante o ‘deslocamento’ entre ilhas de conhecimento potencialmente comunicantes. Conforme as descobertas matemáticas vão sendo acrescidas e alargam as condições de leitura dos fenômenos, elas ampliam as perspectivas de ação sobre o mundo, no âmbito de um regime que se pauta, cada vez mais, pela busca da efetividade e do *timing* na tomada de decisão.

⁶⁵ Atualização, aqui, no sentido oposto ao de virtualização. Ou seja, trata-se do desdobramento de um complexo problemático, onde o resultado é sempre uma incógnita, já que há aí um contexto de criação.

O campo da matemática também nos legou uma *ars combinatoria* – e é esta arte, aliás, que cria condições para o entendimento e predição dos arranjos de possibilidades que vamos encontrar nos sistemas abertos e dinâmicos do contemporâneo, onde as relações de causalidade ficam cada vez menos evidentes, embora os efeitos se façam nitidamente sentir. Não é difícil identificar os traços da combinatória no cotidiano. Grande parte das decisões que hoje tomamos implica, de uma ou outra forma, a compreensão das relações de vizinhança entre fenômenos. Do mesmo modo, a combinatória permite esquadrihar, pela antecipação de cenários possíveis, as condições de efetividade de uma hipótese – um boato vazar, um acidente refletir na credibilidade de um negócio, uma declaração pública impactar no balanço financeiro. Como princípios que atravessam o campo epistêmico da combinatória, Rosenstiehl aponta quatro características:

“O primeiro princípio consiste em enumerar; estabelecer uma lista exaustiva e sem repetições da família combinatória considerada: objetos definidos através de elementos simples e uma regra de combinação (...)

O segundo princípio consiste em calcular (computar): encontrar o efetivo de uma família combinatória (...)

O terceiro princípio consiste em organizar: calcular as relações naturais internas à família combinatória considerada (define-se uma vizinhança, ou uma relação de ordem entre os objetos, ou ainda uma transformação que a partir de um objeto dê origem a outros).

Por fim, o quarto princípio consiste em estudar a dualidade da regra e da combinação: considerar alternativamente as combinações de acordo com uma regra dada e as regras que formam uma combinação dada” (1988, p. 274)

Já no século XVII, Leibniz e outros pensadores demonstravam preocupação com o tema da combinatória, mas é no contemporâneo que ele parece encontrar maior ressonância, já que grande parte das questões da Atualidade envolve um cálculo antecipado de cenários possíveis. A ordem de problemas para os quais os séculos XX e XXI procuram respostas é de natureza complexa e, não raro, demanda a análise de múltiplas e simultâneas variáveis.

Assim, dentro de uma lógica da máxima eficácia, buscamos, por exemplo, soluções efetivas e matemáticas para melhor gerenciar nossos estoques, otimizar a distribuição de produtos em um *pool* de cidades, construir e garantir performance de redes de informação. Em última análise, estas questões convergem para um mesmo ponto: a *comunicação*. Se a tecnologia proporciona informações para a tomada de decisão, dentro de um regime de efetividade, esta é só a ponta do iceberg. A grande proeza dos sistemas (e isto fica evidente quando comparamos o modelo acentrado com o panóptico de Bentham⁶⁶) reside em duas competências comunicacionais:

1. Análise permanente dos fluxos, que pode otimizar a comunicação entre pessoas, cidades e processos (já não se trata de “bloquear as flutuações, de enquadrar deslocamentos”, como verificamos no regime da vigilância, mas de melhorar a performance dos fluxos);

2. Análise das influências onde o olha já não alcança - ou seja, análise combinatória dos cenários possíveis, frente aos múltiplos desdobramentos da comunicação entre os agentes (por agente queremos dizer, aqui, os públicos-alvo de uma mensagem ou os *stakeholders*⁶⁷ de uma companhia). Nesta análise de influências nem sempre visíveis, a combinatória exercerá um papel fundamental, amparando, inclusive, diagnósticos corporativos e decisões no campo da comunicação empresarial – basta ver as soluções que a área de comunicação vem oferecendo no gerenciamento de conflitos e na condução de boatos, com base na premissa de que uma informação com potencial de

⁶⁶ A respeito destas comparações, ver ROSENSTIEHL, Pierre. Centrado/Acentrado. In: EINAUDI. *Lógica/Combinatória*, p. 344 e 345. O diagrama de Bentham tem familiaridade com o modelo classificatório de que já não fazemos parte exatamente; o panoptismo proporciona “classificação dos homens, classificação das palavras – idêntico olho as domina” (p. 347). Caminhamos – e o *ethos* da comunicação assim o confirma, diante das organizações contemporâneas e seus sistemas de informação – para um modelo acentrado, para uma rede de autômatos. Nesta rede, a lógica dos fluxos (e mesmo do controle que as práticas discursivas hoje permitem) se configura segundo o paradigma dos grafos. Não deixa de ser um fato curioso, já que há uma semelhança entre este modelo dos sistemas de informação e o modo como se processa o pensamento: “efetuam-se atualmente investigações laboriosas sobre os grafos, em particular sobre os grafos finitos, talvez porque a maneira de operar do pensamento contemporâneo seja mais semelhante a uma rede que a uma linha reta” (p. 227).

⁶⁷ Públicos de interesse de uma companhia, que são diretamente afetados por ela e que podem, também, alterar o rumo de seus negócios – seus funcionários, consumidores, acionistas, fornecedores, imprensa, comunidade, entre outros.

notícia irá vazar e de que os atritos com um ou outro público têm efeitos exponenciais nos demais *targets*. A combinatória, junto com o estudo dos grafos, vai se mostrar de grande valor para o entendimento destes fenômenos comunicacionais, já que “tentará encontrar as configurações críticas de um sistema social acentrado” (Rosenstiehl, 1988, p. 277). Este fato fica mais claro quando se entende o papel da combinatória na gestão das coletividades.

Um exemplo que ilustra bem este ponto é o fenômeno do boato, cujo fluxo não pode ser impedido. O boato reúne as três condições de força que dão aos sistemas dinâmicos este aspecto de difícil tratamento: a natureza aparentemente aleatória; o efeito cumulativo e exponencial de sua *logística* e a imprevisibilidade de sua trajetória, o que o aproxima da lógica do rizoma. Albert-László Barabasi, que estuda a ciência das redes, lembra que, hoje, nenhum fenômeno ocorre isoladamente, o que nos remete a uma espécie de quebra-cabeças complexo e universal, em que os fatos aparecem conectados. Barabási nos oferece um exemplo interessante que permite depreender como a comunicação e a combinatória aparecem juntas e de que modo algoritmos combinatórios talvez expliquem, no futuro, certos episódios que ainda embarçam o homem contemporâneo.

No exemplo, ele mostra como um grupo de pessoas – presentes em uma festa e absolutamente desconhecidas, exceto pelo anfitrião – logo formam uma rede de conversa, fazendo com que se propague uma informação que, em princípio, apenas um dos convidados sabia: a de que um bom vinho do Porto circulava em uma garrafa verde sem rótulo, enquanto outra, vermelha e com rótulo, continha apenas um vinho razoável. Barabási evidencia que em menos tempo do que se imagina, a informação terá circulado, apesar das pessoas não se conhecerem no início da festa. A explicação é simples: passos invisíveis costumam relações que ainda, mas só ainda, não se estabeleceram; sutis caminhos conectam pessoas por conta de outras com as quais elas já conversaram durante o evento. Em última análise, ainda que de modo invisível, a rede já está formada.

Assim, a lógica do invisível persiste e desafia o olho humano (como veremos nos próximos capítulos, a tecnologia proporciona, automatizando **algoritmos-próteses**, que este homem **veja** os *links* subterrâneos, evocando semelhanças, analogias e parentescos entre fenômenos). Com a teoria dos grafos⁶⁸, de Euler (século XVIII), e os recursos da combinatória que se avolumam no século XX, encontram-se finalmente respostas para boa parte destas questões que atormentam o homem contemporâneo, na busca de proteção quanto às intempéries e de manipulação de variáveis para otimizar resultados.

Contudo, se, em um primeiro momento, o alvo da combinatória foram os processos humanos, as operações em si⁶⁹, um outro foco de atenção ganha evidência, em seguida, no cenário contemporâneo: estamos falando da tecnologia, com suas ferramentas de inteligência artificial, que prometem não só automatizar processos, aumentando sua performance, como também investigar novos campos de intervenção humana.

Os avanços na biotecnologia, na engenharia genética e nas tecnobiociências apontam nesta direção – a combinatória, aqui, promete, por exemplo, definir perfis de tratamento, testar a importância de variáveis no aparecimento de doenças congênitas e hereditárias, analisar fatores de risco e predisposições genéticas, descobrir novas sintomatologias em variações de quadros epidemiológicos. Estas são apenas algumas contribuições da combinatória ao campo da ciência, quando ela atravessa o tecnológico (e as ferramentas de *data mining*, aqui, desempenham importante papel).

⁶⁸ Segundo Rosenstiehl, a teoria dos grafos nasce em 1736 com Euler. Grosso modo, grafo seria um termo equivalente para rede, embora se refira, mais especificamente, a uma figura geométrica (cf. Rosenstiehl, p. 196 e 279). As definições de ambos demonstram a relação entre os termos: “a rede é constituída antes de mais nada por nós” (p. 229); o grafo, por sua vez, é “um objeto abstrato constituído por um conjunto X de pontos ... e por um conjunto E de linhas entre esses pontos (sendo a única propriedade de uma linha a de ser incidente em dois pontos, distintos ou coincidentes) (...)” Conforme explica Rosenstiehl, usa-se *vértice* ou *nó* para dizer ponto e *aresta* para o caso das linhas.

⁶⁹ Estas operações são hoje otimizadas com o auxílio da tecnologia. Problemas logísticos, por exemplo, contam com ferramentas específicas de *Business Intelligence*. O SCM (*Supply Chain Management*) permite gerenciar processos dentro da prerrogativa de uma logística integrada. A diferença é que certas decisões são, agora, automatizadas. Algoritmos ajudam a definir melhores percursos e a coordenar a comunicação entre a área de suprimentos, produção, comercial e distribuição.

A segunda instância de atuação da combinatória – que incide sobre os dados do computador – é, justamente, o que vai nos permitir, hoje, descobrir oportunas relações de vizinhança entre informações aparentemente desconexas (como a valorização subsequente de uma ação X à outra Y , que nada tem a ver com ela, em intervalos observáveis de tempo). Na verdade, o que o *data mining* faz – a partir dos softwares de Inteligência Artificial que garimpam correlações entre dados – é uma combinatória. É, em última análise, a exploração de uma combinatória que seja pertinente e útil. Como teremos a oportunidade de aprofundar nos últimos capítulos, esta *ars combinatória*, que se robustece com algoritmos cada vez mais sofisticados, vai criar condições para uma progressiva automatização de raciocínios abduativos⁷⁰ e, com isso, preparar o solo tecnológico para uma possível algoritmização de heurísticas.

O campo da combinatória é vasto e oferece soluções para problemas diversos, mas, curiosamente, como observa Rosenstiehl, “seus temas tendem a evoluir para se separarem” (p. 279). Deste modo, tanto a lógica algébrica de Boole quanto o cálculo da probabilidade, a partir da axiomática de Kolmogorov (nos anos 30), partem da combinatória abstrata e constituem, de per si, territórios autônomos de reflexão.

A axiomática de Kolmogorov⁷¹ pressupõe que a probabilidade é “uma medida de acontecimentos regida por axiomas” (Rosenstiehl, p. 279), simplificando o pressuposto até então aceito de que era “uma relação de um número de casos favoráveis com um número de casos possíveis de uma experiência sobre elementos simples” (ibid, p. 279). Há contribuições práticas no trabalho de Kolmogorov no que diz respeito ao campo da comunicação. Durante muito tempo, vigorou a *Teoria Matemática da Comunicação*, de Shannon-Weaver, que permitia calcular a quantidade de informação contida em uma mensagem. Do ponto de vista dos estudos de **teoria da comunicação**, vale lembrar que o

⁷⁰ Entenda-se aqui o primeiro estágio do raciocínio, aquele que está mais afastado do nível de certeza, mas que traz consigo o novo. Estamos falando, aqui, do levantamento de hipóteses.

⁷¹ Apesar da complexidade do tema para os não-matemáticos, há bons textos que apresentam em linhas gerais o pensamento de Kolmogorov, bem como as idéias de Chaitin e Solomonov. O grup? O –p, da Universidade Federal de Pelotas, disponibiliza textos e sites correlatos ao tema da complexidade em Kolmogorov. Ver: <http://minerva.ufpel.edu.br/~campani/grupo.htm>

modelo de Shannon-Weaver perdeu parte da sua força, como análise dos fenômenos comunicacionais, a partir de outras perspectivas, como o enfoque microsociológico de processos comunicativos, da Escola de Chicago, e o modelo circular que privilegiava o valor intrínseco das relações, caso da Escola de Palo Alto. Entretanto, do ponto de vista pragmático, o modelo de Shannon foi útil - com sua medida matemática da quantidade de informação existente em uma mensagem - na questão da segurança dos modelos de cifra. Mais adiante, em 1976, Diffie e Helman, baseados em Shannon, procurariam ampliar a questão da 'segurança' destes modelos como uma 'função' da sua dificuldade computacional (intratabilidade), o que acabou se revelando inconsistente. A informação, segundo o modelo de Shannon, é uma medida estatística, mas esta medida, em si, não se mostra um bom parâmetro para apontar o grau de dificuldade computacional no processo de extração da informação – logo, revelou-se de pouco valor agregado para a segurança efetiva dos modelos de cifra. A contribuição veio mesmo a partir dos estudos de Kolmogorov, que afirma que “a complexidade de uma mensagem é o tamanho do menor programa a partir do qual podemos recuperá-la [a mensagem]” (cf. Luís Filipe Antunes). Com o modelo de complexidade de Kolmogorov, a idéia de dificuldade computacional pôde ser integrada à medida estatística de informação (útil quando falamos em extração de padrões), abrindo campo para investigar mais sobre a segurança dos sistemas de chave pública.

O matemático Andrei Kolmogorov, aliás, teve uma importância fundamental no sentido atribuído ao cálculo de probabilidade no contemporâneo, constituído agora de uma base lógica formal. Além disso, Kolmogorov vai lançar as bases, nos anos 30, para a formação de um campo novo da matemática que se mostraria, posteriormente, fundamental para a idéia de extração de conhecimento em sistemas inteligentes. Estamos falando da AIT – *Algorithmic Information Theory*, conceito que toma fôlego a partir de Gregory Chaitin.

A AIT reúne as descobertas de Gödel (quanto à indecidibilidade ou impossibilidade de provar algumas afirmações matemáticas) e de Turing (com suas máquinas capazes de longos cálculos, mas também afetadas pela

indecidibilidade), mostrando que há coisas não-sabíveis. Chaitin descreve como chegou à teoria de que mesmo o mundo matemático – aquele que nos ajudaria a compreender a lógica intrínseca do universo por meio dos múltiplos padrões que vemos –, mesmo este mundo matemático se rende à incompletude e ao randômico. Chaitin explica como chegou à teoria da informação algorítmica e como ela influencia a percepção da probabilidade no mundo contemporâneo. Se a matemática é randômica, então a probabilidade mais comunica uma dada configuração (algorítmicamente) possível na linha de tempo do que revela um desdobramento de causa e efeito entre fatos:

“I learned that when things are very small the physical world behaves in a completely crazy way. In fact, things are random – intrinsically unpredictable. I was reading about all of this and I started to wonder whether there was also randomness in pure mathematics. I began to suspect that maybe this was the real reason for incompleteness.

So I began to think that maybe the inherent randomness in mathematics provided a deeper reason for all this incompleteness. In the mid-60s I, and independently A. N. Kolmogorov in the USSR, came up with some new ideas, which I like to call algorithmic information theory. That name makes it sound very impressive, but the basic idea is simple: it’s just a way to measure computational complexity” (Chaitin)⁷²

Aqui vale um esclarecimento sobre dois conceitos que estão na raiz da pergunta popular: o que podem os computadores, de fato, fazer? Os conceitos em questão são *computabilidade* e *complexidade* (em ciência da computação). Por *computabilidade* entenda-se a capacidade de um certo problema poder ser traduzido por um algoritmo: “um problema é algorítmicamente solúvel (ou computável) quando existe uma Máquina de Turing para resolvê-lo, isso é, quando existe um algoritmo para resolvê-lo” (Sveiter in Nussenzevig, 1999, p. 194). Quando Chaitin evoca o *problema da parada*, junto com o teorema da indecidibilidade de Gödel, para pensar as linhas da AIT, é porque importava,

⁷² Ver CHAITIN, Gregory. Computers, Paradoxes and the Foundations of Mathematics. *American Scientist*, volume 90. Ver <http://www.umcs.maine.edu/~chaitin/amsci.pdf/> ““Eu aprendi que quando coisas são muito pequenas, o mundo físico se comporta de uma forma muito louca. De fato, as coisas são randômicas – intrinsecamente imprevisíveis. Eu estava lendo sobre tudo isto e comecei a me perguntar se havia também randomicidade na matemática pura. Comecei a suspeitar que talvez esta fosse a real razão para a incompletude/ Então eu comecei a pensar que, talvez, a randomicidade inerente na matemática viesse de uma razão mais profunda para toda esta incompletude. Em meados dos anos 60, eu e Kolmogorov, de modo independente, elaboramos algumas novas idéias, que eu gosto de chamar de teoria da informação algorítmica. O nome soa muito impressionante, mas a idéia básica é simples: é apenas uma forma de medir a complexidade computacional” [trad. Nossa].

para o estudo da complexidade, evidenciar a existência de problemas algorítmicamente insolúveis, como é o caso do *problema da parada*, apontado por Turing. Bener Svaiter explica:

“(...) supondo que dispomos de um computador com memória infinita. Dado um programa para esse computador e os dados de entrada, seria útil saber *a priori* se a execução desse programa terminará (em tempo finito). Todos aqueles que já programaram conhecem a desagradável situação de um programa ‘entrar em loop’. Se houvesse um algoritmo capaz de dizer se um programa terminará ou não, poderíamos evitar rodar aqueles programas que não terminam. A pergunta é: existe um algoritmo capaz de responder se um programa terminará ou não? A resposta para esta pergunta é não. Esse problema é algorítmicamente insolúvel” (Sveiter in Nussenzveig, 1999, p. 194).

Sveiter cita outros exemplos, como o de comparação entre programas – não é possível dizer, algorítmicamente, se ambos, a partir de dados iniciais, oferecerão respostas iguais. O próprio teorema de Fermat, que pôde ser comprovado matematicamente, não poderia sê-lo pela via algorítmica. *Computabilidade*, portanto, refere-se à condição de um problema ser algorítmicamente solúvel. Já *complexidade* aparece como a relação entre o algoritmo escolhido e dois fatores, a quantidade de memória e o tempo empregados na execução do algoritmo: “Definimos o tamanho do problema como o número de símbolos utilizados para descrevê-lo (...) a quantidade de bits usados para codificar a entrada ou *input* (...) A complexidade de um algoritmo é definida como a dependência do número de operações realizadas em função do tamanho do problema” (p. 196). O tema da *complexidade* nos remete aos algoritmos combinatórios, que explicaremos mais adiante. Por ora, importa dizer que existem algoritmos de complexidade exponencial e que eles, em geral, não são aplicáveis. Ou seja, nem todo algoritmo serve.

No caso da axiomática de Kolmogorov – que “tornou possível dizer que uma opinião mede 0,83 ou $1/p$ sem que entrem em jogo elementos simples equiparáveis nem nenhum conceito de observação repetida” (p. 279) – pode-se dizer que suas pesquisas, simplificando o cálculo de probabilidades, desbanca, junto com a AIT, de Chaitin, um *trompe-l'oeil* científico: maior aleatoriedade não implica maior complexidade.

Assim, o p (3,1415926535...), cuja aleatoriedade é evidente, mostra que a complexidade não é uma função do aleatório: para surpresa de muitos, o p é considerado um número pouco complexo em função do tamanho do programa para gerá-lo (a AIT mede o conteúdo informacional de um conjunto de dados e o seu nível de complexidade a partir do menor programa capaz de gerá-lo). Sergio Navega explica as contribuições da AIT⁷³ para o pensamento científico e demonstra que a Inteligência Artificial já possui recursos para construir modelos que privilegiem os menores programas:

“Desde Ockham (a famosa navalha de Occam), uma heurística comumente empregada é a de escolher a explicação mais simples que consiga atender a todas as evidências apresentadas. Privilegia-se a teoria mais simples por princípio, sem nada para justificar porque fazemos isso. Mas com a chegada do AIT, ganhou-se uma formulação teórica para tentar embasar Occam. AIT é uma teoria que tenta medir conteúdo informacional não pelas formas tradicionais (...) AIT diz que a complexidade efetiva de um conjunto de dados pode ser medida através do tamanho do menor programa (de computador) capaz de gerar essa seqüência (...)

O interessante vem de versões mais práticas dessa história toda, e aqui o trabalho de Rissanen é valioso: ele criou o MDL, *Minimum Description Length*, uma estratégia para realizar a descrição de modelos através de uma descrição minimizada dos dados privilegiando os modelos mais simples (menores). Isto lembra muito Occam! Há toda uma sub-disciplina da Inteligência Artificial que se dedica a criar modelos indutivos para gerar essas seqüências MDL⁷⁴.

Uma última contribuição da combinatória que vale a pena apontar – para além da identificação do nível de complexidade de um algoritmo, que, como vimos, pode inviabilizar a solução de um problema – advém daquilo que Rosenstiehl denomina ‘gestão das coletividades’. A combinatória apresenta uma série de métodos para responder a questões como a que segue: “com que percentagem um produto X é comprado na mesma transação com o produto Y?” Ou,

⁷³ Segundo explica Sergio Navega, a AIT - Algorithmic Information Theory - constitui um novo ramo da matemática que surge por volta das décadas de 50 e 60 e que é produto das pesquisas independentes de Gregory Chaitin, Kolmogorov e Solomonov. Para mais informações, ver <http://www.intelliwise.com/reports/ptg0020.htm>.

⁷⁴ Estas e outras informações sobre AIT podem ser encontradas nas ‘mensagens selecionadas do grupo de discussão sobre Ciência Cognitiva’, que integram o site de Sergio Navega. Para mais informações sobre AIT e o alcance dos trabalhos de Gregory Chaitin, sugiro consultar a página <http://www.intelliwise.com/reports/ptghome.htm>, com ênfase nas discussões sobre Gödel, de 25/04/00. Para achar especificamente o comentário de Sérgio Navega, citado acima, ir direto em <http://www.intelliwise.com/reports/ptg0020.htm>.

colocado de outra forma, “como certos fatos e eventos acontecem associados?” (Barbieri, p. 184). Porém, como sabemos, este não é o único tipo de pergunta que a combinatória responde e, na década de 80, um novo conjunto de problemas vai monopolizar o mundo corporativo – problemas que comprometem a própria condição de sobrevivência das organizações, frente ao impacto exponencial que podem provocar por conta dos seus desdobramentos. A esse conjunto de questões para o qual a combinatória vai se voltar, a partir dos anos 80, Rosenstiehl vai denominar ‘gestão das coletividades’. E, vistas mais detidamente, são questões de *comunicação*.

Para entender o sentido desta aplicação mais recente da combinatória no campo dos negócios e o modo como as empresas vão demandar que a tecnologia ofereça respostas para prever o impacto de problemas por conta das mútuas influências no coletivo, cabe traçar, antes, um paralelo que evidencie como a opinião, no grupo, se torna capaz de promover efeitos de proporção exponencial e imprevisível.

A formação de mercados e economias globais, a partir da década de 80, terá um impacto irreversível no cenário mundial, obrigando empresas a remodelar processos produtivos inteiros, bem como a prestar mais atenção às suas posturas corporativas diante de clientes, parceiros comerciais e agentes da cadeia produtiva. Tudo isso para garantir visibilidade, condições de competitividade e adequação às duras exigências do mercado internacional. A questão da credibilidade corporativa ganha evidência e a imagem institucional passa a ter tanto valor quanto os investimentos publicitários nas marcas comercializadas em âmbito global. Neste cenário, *a comunicação muda de tom* – as empresas, sabendo do valor estratégico da imagem junto à Opinião Pública, vão investir no conhecimento sistemático de seus clientes e ficar atentas aos potenciais focos de crise e insatisfação. O mundo corporativo, diante do valor agregado da imagem pública e do efeito exponencial que o desdobramento de uma crise pode ter, com conseqüências imprevisíveis para o negócio, se pergunta: como potencializar o risco e garantir performance, munindo-se de informações para correção antecipada de rumos e pronta

tomada de decisão, sem que as posturas cotidianas ponham em risco a credibilidade pública?

Considerando que as organizações se comportam como organismos complexos, cuja dinâmica não é previsível, e que há fortes ingredientes de imponderabilidade na relação com os públicos, o mundo corporativo vai rever uma série de posturas – incluindo aí, suas práticas comunicacionais. E, para tal, vai buscar muitas das respostas de que precisa na tecnologia da informação. Com o objetivo de angariar credibilidade, potencializar negócios, reduzir custos e otimizar riscos, as organizações vão popularizar o uso da tecnologia: automatizando procedimentos, buscando calcular previamente os focos de insatisfação e as vulnerabilidades da linha de produção. Há uma razão primeira para convocar a tecnologia na tentativa de melhorar os processos produtivos: o mundo corporativo, enfim, descobre que a comunicação não se resume à visibilidade de produtos e serviços ou, ainda, à circulação da informação, mas implica toda uma visão de credibilidade diante da Opinião Pública. No que diz respeito à comunicação organizacional, por exemplo, não basta informar os *stakeholders* da companhia – funcionários, comunidade, clientes, acionistas, fornecedores, imprensa, entre outros. Tampouco adianta enfatizar apenas a relação com consumidores, já que os atritos com os demais *targets* têm conseqüências diretas na percepção pública da organização.

No lugar de uma estrutura centrada, um grafo combina múltiplas linhas de uma teia – e tocar uma destas linhas significa reverberar todas as outras. Em cada linha, entenda-se que está um público. Neste cenário – em que as organizações se conscientizam de que o mercado funciona como um grafo, como uma intrincada rede de relações – é inevitável que se pergunte: vale a pena – e até que ponto vale – investir em *prospects*? Qual o nível de consumo a esperar de certos grupos de clientes para considerar que sejam ou não um bom investimento? Qual o sentido de qualidade para os consumidores e o nível aceitável de afastamento deste patamar? São operações de risco onde a medição faz toda a diferença.

Mas, ao lado de questões como estas, existem outras que precisam ser respondidas, sob pena de comprometer a médio e longo prazo a sobrevivência das organizações. Considerando fenômenos psicológicos como o da conformidade e sua influência sobre a Opinião Pública, surgem as seguintes perguntas no campo da comunicação (e é a este ponto que Rosenstiehl se refere, logo abaixo, quando fala em combinatória e gestão das coletividades):

- Qual a taxa de ruído que a insatisfação individual pode causar no moral de um grupo de trabalho?
- Como antever e atuar preditivamente sobre cenários, quando o clima organizacional apenas traduz um estado de espírito transitório (tão difícil de prever quanto o clima meteorológico)?
- Como a recusa de informações à mídia pode ter efeito dominó na percepção pública de uma empresa?
- Quais as chances de uma notícia de impacto médio vazar e comprometer os níveis de credibilidade junto à mídia, perturbando, também, a comunicação com outros públicos?

“Os anos 80 serão provavelmente para a combinatória o período da gestão das coletividades (...) Esboçar-se-á neste contexto novas questões sobre a combinação das influências locais dos múltiplos agentes de decisão, sobre o jogo combinatório das trocas até ao estágio de uma consciência coletiva. A combinatória estará sempre no primeiro plano dos esforços para racionalizar. Mesmo para analisar as crises, as explosões, as fusões, ou outras ‘catástrofes’ (no sentido matemático de Thom), a combinatória tentará encontrar as configurações críticas de um sistema social descentrado. Ao mesmo tempo, desenvolver-se-á a análise dos dados qualitativos, no mesmo sentido, uma vez que se tratará não já de reduzir as observações a critérios econômicos centrais, mas de conciliar ou agregar qualidades múltiplas, como preconizava já Condorcet nos seus trabalhos matemáticos sobre a democracia (...)” (Rosenstiehl, p. 277).

Observando as palavras de Pierre Rosenstiehl, não só identificamos esta tendência da combinatória como ferramenta que adquire múltiplas formas no contemporâneo, como ainda confirmamos esta relação entre matemática e comunicação. Em outras palavras, verificamos como a formalização – que, desde o século XIX, atravessou o campo empírico de ciências como a Física e a Química – vai influenciando, sutilmente, também o campo das ciências humanas e sociais. Se o registro de si e da alteridade independem da

matemática, o cálculo do risco convoca a sua presença. A matemática se desenha, neste cenário, também como uma prática discursiva, com seus regimes de luz e enunciado. E como, desde sempre, é da sua natureza evidenciar o oculto – a regularidade que, silenciosa, habita a natureza e os fenômenos de um modo geral –, é de se pontuar que, no contemporâneo, modelos matemáticos e estratégias de comunicação estejam cada vez mais próximos.

Como as decisões no campo da gestão e da comunicação passam pelo entendimento de fenômenos complexos e caóticos – como o comportamento de consumo, o funcionamento dos mercados e o clima organizacional – todos os esforços caminharão na direção da busca de padrões, mesmo por trás da aparente desordem. É destes fenômenos que vamos falar agora - destes fenômenos e dos aparatos tecnológicos para lançar luz sobre seu comportamento não-linear.

5.3 - Do regular ao aleatório: a predição como busca de padrões ocultos

Um dos traços mais evidentes da Atualidade é, como já vimos, a posituação do risco – risco entendido, aqui, como “probabilidade de ocorrência de um evento” (Castiel, p. 40). O homem contemporâneo vai transformar o risco em uma medida de otimização de performance. Com a intenção de atuar sobre o presente, de forma a modificar as configurações do futuro e mesmo reduzir a carga de inferência do passado, ele usa a tecnologia para antecipar cenários, acreditando que a repetição de certos padrões lhe explique o comportamento e a evolução de variáveis que afetam não só seu modo de vida, mas também suas condições de atuação sobre a realidade.

A idéia de predição, durante muito tempo, esteve atrelada a um princípio de regularidade na natureza – princípio, aliás, que Hume vai questionar, mais adiante, ao dizer que a experiência não serve de parâmetro para estabelecer um princípio de regularidade e que não há como garantir que fenômenos ocorridos no passado tenham a tendência de se repetir no futuro. Popper, por

sua vez, também vai confirmar que os dados da experiência são insuficientes para fazer o conhecimento avançar, razão porque é preciso aplicar a falsificabilidade como “critério do caráter científico dos sistemas teóricos” (Popper, p. 191).

O fato é que prever significava, então, identificar a repetição de padrões, e a matemática foi ferramenta de valor incontestável para trazer à superfície estas verdades ocultas nas dobras dos fenômenos. Uma das maiores contribuições da matemática tem sido, ainda hoje, a de evidenciar a existência de padrões muitas vezes invisíveis e dar a eles um sentido. Esta progressiva matematização do conhecimento confirma uma prerrogativa que o próprio caos *determinístico*⁷⁵, paradoxalmente, também vai apontar – o regime que vai se firmando, à medida que vamos caminhando para o contemporâneo, é o da invisibilidade ou, melhor dizendo, da tentativa sistemática e insistente de esquadriñar as linhas deste dispositivo chamado mundo, de modo a traduzir seu discurso subterrâneo que, não fosse a matemática, conservaria para sempre o aspecto hieroglífico. Ian Stewart fala da importância das regularidades⁷⁶ e do caráter pragmático delas no cotidiano:

“O movimento noturno regular das estrelas é também uma pista, desta vez do fato de que a Terra gira. Ondas e dunas são pistas para as regras que governam o fluxo da água, da areia e do ar. As listras dos tigres e as manchas das hienas atestam as regularidades matemáticas na forma e no crescimento biológico. Os arco-íris nos informam a respeito do espalhamento da luz, e indiretamente confirma que as gotas de chuva são esferas (...) Os padrões possuem utilidade, assim como beleza (...)” (1996, p. 12)

⁷⁵ O conceito de caos determinístico como teoria científica é relativamente novo e começa a ser trabalhado no início da década de 60, por cientistas americanos e europeus. A tecnologia desempenha papel importante nos avanços possíveis desta teoria, já que o *caos determinístico* só pôde ser efetivamente estudado a partir da difusão dos computadores eletrônicos e das estações de trabalho - que permitiram não só expansão nos cálculos, como experimentações mais ousadas, inclusive geométricas, envolvendo o aleatório (Gleiser, 2002, p. 20). Como teoria científica, o *caos determinístico* demonstra que “dentro da própria desordem podemos encontrar padrões” (p. 20).

⁷⁶ Um dos exemplos interessantes sobre esta regularidade subjacente à natureza é o caso do número de pétalas das flores, que nos remete aos famosos números de Fibonacci. É comum que as flores apresentem numeração de pétalas de acordo com um dos números que ocorrem na série de Fibonacci: 3, 5, 8, 13, 21, 34, 55, 89. Assim, margaridas costumam ter 34, 55 ou 89 pétalas. Segundo Stewart, “os mesmos números podem ser encontrados nos padrões espirais das sementes na cabeça dos girassóis” (1996, p. 13).

Esta questão do padrão que se repete e que é objeto de análise do homem desde tempos imemoriais serviu de alavanca para uma parceria entre matemática e conhecimento científico. A observação sistemática dos astros e a verificação de regularidades aparentes no seu comportamento sedimentaram esta relação entre observação científica e cálculo para previsão. Já Hiparco, no século II a.C, registrava periodicamente a posição dos astros e, com os dados acumulados, buscava identificar com precisão os equinócios. Hiparco foi modelo entre os astrônomos gregos e sua experiência nos confirma que o cálculo a partir do registro periódico é prática bastante antiga.

Embora a regularidade não tenha desaparecido dos fenômenos, o tempo haveria de nos mostrar que o aleatório também tem suas regras e que, tal qual os padrões mais evidentes, ele tem sua contribuição a dar no entendimento da lógica do mundo. Esta evocação progressiva do acaso se mostra uma tendência cada vez mais forte e a incorporação de descobertas científicas sobre o efeito do aleatório vai proporcionar mudanças no conceito de predição – caminhamos de uma idéia de previsão possível e precisa do comportamento futuro para uma proposta de identificação de sinais e tendências. Se a primeira idéia parece mais ambiciosa, isto é puro golpe de vista. Se, por um lado, descobrimos a impossibilidade de prever o futuro, diante das permanentes e imprevisíveis alterações nas condições iniciais de um sistema – o que se convencionou chamar *efeito Borboleta*⁷⁷ –, por outro, as atuais descobertas sobre o aspecto determinístico do acaso nos lançou alhures, permitindo o entendimento de fenômenos cuja lógica durante muito tempo nos escapou.

⁷⁷ O efeito Borboleta é a denominação que se dá à sensibilidade que um sistema dinâmico demonstra ter às suas condições iniciais. Estas pequenas alterações implicam efeitos desproporcionais em relação aos distúrbios iniciais sofridos pelo sistema. O termo está associado às descobertas do meteorologista Edward Lorenz que, em 1961, testava um modelo de variações em padrões climáticos. Para reduzir o tempo de processamento, Lorenz cortou três dígitos da série de dados que descrevia o sistema. Ao voltar ao trabalho algum tempo depois, descobriu que o sistema produzira uma série de dados inicialmente semelhantes, mas que progressivamente se distanciava do programado, adquirindo trajetória própria. A partir daí, uma nova constatação surgiu no meio científico: o de que “pequenas diferenças nas condições iniciais de um sistema dinâmico podem ter um efeito enorme no resultado final deste sistema” (Gleiser, p. 28). Lorenz, então, apresentou um exemplo que se disseminou e acabou dando nome a este aspecto da Teoria do Caos: “o bater de uma única asa de borboleta hoje produz uma minúscula alteração no estado da atmosfera. Após certo tempo, o que esta efetivamente faz diverge do que teria feito, não fosse aquela alteração. Assim, ao cabo de um mês, um ciclone que teria devastado o litoral da Indonésia não acontece. Ou acontece um que não iria ocorrer” (Gleiser, 2002, p. 28).

Estamos falando aqui do comportamento de fenômenos sociais e naturais com os quais lidamos todos os dias e que afetam tanto o sistema sócio-econômico dos países quanto o processo decisório de indivíduos e organizações – da previsão do tempo aos sistemas econômicos, passando pelas oscilações do mercado financeiro, as idiosincrasias do sistema imunológico, as batidas do coração e o comportamento imprevisível e não-linear da sociedade de consumo. Vale, portanto, identificar, antes de prosseguirmos, três pontos de reflexão, dentro de um propósito ‘arqueológico’ de análise do preditivo:

- 1) Prever, antes, equivalia a garimpar regularidades. Agora, a previsão já não pode apontar de modo preciso a ocorrência futura de certos fenômenos – quando não porque estes fenômenos apresentam tamanhas instabilidades e irregularidades que já não se pode depreender deles um exato valor probabilístico de ocorrência (o que não significa que eles nada digam, com toda a sua aparente aleatoriedade, sobre predisposições e tendências – o acaso também tem seus algoritmos). Prever, então, vai, aos poucos, deixando de ser uma condição de apurar regularidades – e delas inferir uma condição de repetição – para, progressivamente, tornar-se outra coisa: atravessar a opacidade do aleatório para enxergar, ainda que na sua irregularidade de resposta, um discurso de repetição por vezes débil, mas que, embora não esclareça os pontos comuns entre fatos e efeitos, insinua um conjunto de soluções possíveis. Que, aliás, é tudo de que o contemporâneo necessita para garantir o funcionamento do seu regime de efetividade. O desejo de precisão não é excluído, mas são os sinais que provocam a produção de conhecimento novo (ou daquilo que pode vir a tornar-se conhecimento).
- 2) A ordem – aquela mesma que antes nos permitia verificar com precisão relações de causa e efeito entre variáveis – se mostra suscetível à imprevisibilidade e à desordem. Se com a teoria do *caos determinístico*, provou-se que é “possível achar ordem onde aparentemente só há aleatoriedade” (Gleiser, p. 23), também a ordem surpreende nosso entendimento, à medida que alterações nas condições iniciais de um

sistema, ainda que regular, podem levar da ordem ao caos. Duas colocações a este respeito nos esclarecem que a imprevisibilidade não freqüenta apenas os fenômenos nitidamente aleatórios:

“Caos determinístico é um comportamento regularmente evolucionário que pode ocorrer em sistemas *não-lineares, dissipativos e retroalimentados*, caracterizados por oscilações auto-sustentadas cujo período e amplitude são não repetitivos e imprevisíveis, **ainda que gerados por um sistema isento de aleatoriedade**” (Radzicki apud Bauer, p. 113) [grifo nosso]

“Que a ordem pode levar ao caos já havia sido antecipado por Poincaré, mas isto foi redescoberto pela análise da incerteza nas previsões meteorológicas e por simulações *in silico* (...) Leis determinísticas, como as leis de movimento da mecânica clássica, que se costumava relacionar a fenômenos ordenados e regulares, podem levar à imprevisibilidade a longo prazo associada ao caos. Aliás isso constitui a regra, não a exceção” (Nussenzveig in Nussenzveig, 1999, p. 16).

3) A matemática se configura como uma prótese indispensável para o regime de efetividade e ganha novas funções, abrindo perspectivas para o entendimento de fenômenos tão comuns quanto complexos, como as economias de mercado, a cognição humana, os fenômenos comunicacionais, a degradação dos centros urbanos⁷⁸. Se, antes, como a ciência dos padrões, ela comunicava a regularidade dos fenômenos, agora ela garimpa ordem onde só aparece aleatoriedade, descobre periodicidades onde o acaso emerge como efeito principal e identifica problemas algoritmicamente solúveis, pesquisando melhores seqüências para gerar resultados efetivos. Vestindo-se de tecnologia, a matemática se banaliza em bancos de dados e planilhas, e sua influência, que vem se afirmando desde o século XIX, aponta para um fato inexorável: a algoritmização do cotidiano como prática discursiva. Esta

⁷⁸ John Holland, que estuda sistemas adaptativos, mostra que algoritmos genéticos poderiam ser bastante úteis na solução de antigos problemas. A noção de algoritmos genéticos apresenta familiaridade com as idéias de agente adaptativo. Grosso modo, um agente adaptativo é aquele que garante, por meio de algoritmos, que um dado sistema se comporte conforme regras previamente determinadas (*sistema de desempenho*), que ele evidencie as regras que demonstram maior eficácia (atribuição de créditos) e melhore a performance do sistema exatamente por poder identificar o que não está funcionando a contento (*descoberta de novas regras*). O estudo de Holland, embora não se detenha sobre este ponto, insinua que alguns problemas das cidades - como sistemas complexos adaptativos - poderiam ser resolvidos por meio de algoritmos genéticos (Holland, 1999, p. 214).

matematização dos saberes não guarda relação com premissas cartesianas – que consideram que “o pensamento precede por natureza a existência” – mas responde a uma necessidade de tirar proveito permanente do risco. A matemática é, portanto, no contemporâneo, a ferramenta que permite transpassar o limite do conhecimento sobre a realidade, para assim fecundar o mundo com novos limites e inscrevê-lo no regime de efetividade.

Pode parecer incongruente que o preditivo se torne o *ethos* do contemporâneo por excelência justamente à proporção que os padrões cedem lugar e visibilidade ao aleatório e imprevisível. Mas a visão de probabilidade vigente no século XIX já nos fornece uma idéia de que a percepção dos fenômenos estudados não era a mesma. No universo determinístico de Newton, temos a imagem de “um mundo cujo futuro estava completamente determinado pelo seu presente” (Stewart, 1996, p. 85).

Cabe lembrar que o próprio conceito de determinismo admite interpretações. Em Laplace, por exemplo, determinismo quer dizer que o mundo é previsível, repleto de regularidades e que “o atual estado das coisas é função direta dos acontecimentos passados”, da mesma forma que o futuro aparece como prerrogativa do presente (Gleiser, 2002). O modelo laplaceano é determinístico por estabelecer uma relação de causa e efeito entre passado, presente e futuro e por não deixar “margem para a operação do acaso” (Stewart, p.85). Mas determinismo e previsibilidade não são sempre a mesma coisa. Sistemas caóticos, por exemplo, por sua sensibilidade às condições iniciais, são considerados imprevisíveis no longo prazo; entretanto, o aleatório neles envolvido segue uma certa ordem, a ponto de se dizer que, na teoria do caos, estuda-se “o comportamento de sistemas que apresentam características de previsibilidade e ordem, apesar de serem aparentemente aleatórios” (Gleiser, 2002, p. 20). Ruben Bauer, por outro lado, oferece uma explicação diferente para o termo *determinístico*, quando associado ao caos:

“o termo determinístico [da teoria do caos determinístico] refere-se ao fato de o fenômeno poder ser matematicamente descrito por equações diferenciais, ou seja, em termos de regras rigorosamente determinadas – ainda que o comportamento do fenômeno seja de impossível

determinação (...) A impossibilidade de determinação deve-se ao fato de serem tais equações de natureza não-linear (...) Equações não-lineares podem ter mais de uma solução (e algumas delas têm incontáveis) e, portanto, demandam resoluções do tipo 'de trás pra frente', algo como uma engenharia reversa pela qual por tentativa e erro são experimentadas sucessivas combinações de resultados possíveis (...) Seus resultados [são] gigantescas coleções de valores que satisfazem à equação, e que, quando projetadas todas simultaneamente num gráfico, fazem surgir o atrator fractal, isto é, a delimitação do espaço de possibilidades para o fenômeno" (Bauer, 1999, p. 110).

Apesar de nos pautarmos pela definição de Bauer, não podemos desconsiderar que sistemas dinâmicos não-lineares são marcados por uma aparente aleatoriedade (o que pode ser visto, por exemplo, no caso do *atrator de Lorenz*). E, assim, mesmo o aleatório pode ser submetido a uma ordem - o que fica evidente, por exemplo, no caso dos *algoritmos aleatórios* usados em *data mining*, que, propositada e deterministicamente, fazem escolhas aleatórias durante sua execução.

Contudo, ainda que o entendimento que temos, hoje, da relação de causalidade tenha sofrido mudanças diante dos fenômenos complexos que caracterizam a sociedade contemporânea, a questão do tempo continua sendo um eixo fundamental. Quando Laplace afirma que a partir do presente pode calcular o passado e o futuro, estabelece uma relação de causalidade entre fenômenos que hoje não se sustentaria. O determinismo de Laplace não encontraria ressonância no contemporâneo, entre outras razões, porque a idéia de que fatos passados nos sirvam de parâmetro para explicar o presente - ou ainda apontar o comportamento futuro de uma variável - seria considerado um argumento pouco consistente. Não só porque a carga de passado, hoje, pode se modificar diante das intervenções que preditivamente fazemos no presente, a fim de alterar o futuro, como também porque o futuro já não pode ser definido com precisão - o acaso é presença constante e, embora seja mais determinístico do que se espera - altera as condições e o curso dos acontecimentos.

Aliás, a presença do acaso na interpretação dos eventos demanda que se esclareçam as diferenças entre efetiva *aleatoriedade* e *caos determinístico*, já

que, no segundo caso, os resultados do sistema seguem uma lógica interna e, apesar de parecerem aleatórios, apresentam certos padrões de regularidade entre si. Bauer explica as confusões no uso dos termos e esclarece a diferença entre caos, acaso e aleatoriedade, lembrando que o caos é regido por um atrator⁷⁹ e, conseqüentemente, não ultrapassa os limites por ele definidos. Situação bastante diversa é aquela em que o acaso efetivamente atua, não segundo uma aparente aleatoriedade, mas segundo uma irregularidade de todo inapreensível. Há situações em que o sistema não-linear se mostra absolutamente não-determinístico. Quando isso acontece, o acaso é apenas isso – puro acaso – embora seja ele que esteja à frente do sistema (Bauer, 1999, p. 109; Gleiser, 2002, p. 55).

Muitos fenômenos que caracterizam o contemporâneo são identificados por um comportamento não-linear⁸⁰ – comportamento em que se verifica uma aparente aleatoriedade, o que, por isso mesmo, dificulta o entendimento de sua lógica. Entre os casos clássicos que evidenciam esta não-linearidade, podemos citar as crises corporativas, o crescimento de populações, a cotação de ações na Bolsa, entre outros fenômenos. Assim como é difícil precisar o momento em que uma única carta faz todo um castelo ruir, assim também não é possível, muitas vezes, identificar a raiz que permite a configuração de alguns cenários, sejam eles naturais, sócio-políticos ou econômicos. A esta característica dos sistemas caóticos chamamos *criticalidade*⁸¹ e ela evidencia um dos aspectos

⁷⁹ Espécie de posição preferida pelo sistema em um espaço de soluções possíveis.

⁸⁰ Grosso modo, sistemas caóticos são sistemas dinâmicos não-lineares. Os lineares seriam aqueles em que a relação de causa e efeito é evidente e proporcional. Os não-lineares, por sua vez, são aqueles que demonstram sensibilidade às condições iniciais. Estes sistemas dinâmicos não-lineares apresentam dois tipos básicos de comportamento: o instável e o aperiódico. No primeiro caso, “pequenos distúrbios perturbam o equilíbrio do sistema de forma permanente”; no segundo, “as variáveis que descrevem o estado do sistema não apresentam repetição regular de valores” (Gleiser, 2002, p. 25).

⁸¹ Gleiser oferece alguns outros exemplos de criticalidade. A fumaça que sai do cigarro em linha reta e que, logo em seguida, se quebra, ou, ainda, as reações imprevistas e repentinas de uma manada. No cenário econômico, ele menciona “bolhas especulativas em mercados financeiros super-alavancados” (Gleiser, 2002, p. 31). Cabe observar que nem os níveis críticos são necessariamente instáveis, nem constituem uma configuração da qual os sistemas tendem a afastar-se. Como observa Bauer, há fenômenos que mantêm permanentemente seus níveis críticos, como seria o caso da geologia dos terremotos – “realizando experimentos inusitados, como o estudo das avalanches em pilhas de grãos de areia (ou de arroz), os cientistas puderam comprovar que a inclinação dos montes de grãos permanece constante, ainda que a todo momento ocorram avalanches, ou deslizamentos de grãos: a isso se denomina criticalidade auto-organizante” (Bauer, 1999, p. 108-109)

mais instigantes de certos fenômenos para os quais buscamos respostas: o ponto de quebra de um sistema que até então apresentava sinais de estabilidade. É este ponto de transição que tanto surpreende e sempre escapa ao entendimento: qual o momento exato em que os clientes optam pela concorrência e abandonam uma marca? Qual o momento em que uma situação de tensão, uma insatisfação latente, vira caos corporativo? Qual o ponto em que a Bolsa quebra?

Estas respostas, nunca as teremos. Um ponto curioso acerca da *criticalidade*⁸² é que o exato momento em que acontece esta transição da estabilidade para o caos não pode ser identificado, embora possa ser atribuído a um pormenor que muda todo o cenário – “níveis críticos são níveis a partir dos quais um sistema sai da posição de equilíbrio, sendo esta mudança de estado causada por um pequeno incremento” (Gleiser, 2002, p. 31).

Considerando que o pensamento preditivo, no contemporâneo, procura respostas que garantam a performance de indivíduos e organizações, não é de se espantar que o aparato tecnológico disponível busque soluções para problemas como os que descrevemos ainda há pouco. Afinal, como predizer ou antever cenários futuros, cuja ocorrência pode desestabilizar toda uma conjuntura, quando a aparente estabilidade do sistema nada diz sobre seus desdobramentos possíveis e implicações? Como precisar que uma loja de departamentos terá, em breve, altas taxas de *churning* quando seus relatórios apontam bons desempenhos de vendas? Como saber que determinada ação vai subir, vertiginosamente, em certo número de dias, depois que outra, não correlata, sobe? Ou, ainda, como identificar que determinadas ações de comunicação possam promover mudanças de comportamento quando o cenário aponta para um quadro de conformidade?

⁸² Os sistemas caóticos apresentam três características importantes: a criticalidade, a sensibilidade às condições iniciais do sistema – *efeito Borboleta* – e a geometria fractal, que produz figuras a partir das equações diferenciais usadas para descrever o sistema. A geometria fractal, descoberta por Benoit Mandelbroit, é uma constatação de que existe ordem por trás da aparente aleatoriedade, já que produz, como resultado das equações que manipula, “estruturas que se repetem em escalas cada vez menores” (Gleiser, p. 43).

A predição, nestes casos, equivale a rastrear um cenário de soluções possíveis, já considerando que o grau de certeza fica *a priori* comprometido em função da suscetibilidade dos sistemas caóticos às condições iniciais da experiência. Estes resultados possíveis são todos apresentados em um espaço matemático imaginário – o *espaço de fase* – onde se viabilizou uma proeza: geometrizar a dinâmica que se quer entender, estejamos falando do crescimento de populações de bactérias, das oscilações de uma ação na Bolsa, da disseminação epidemiológica da gripe do frango ou da audiência do próximo Big Brother Brasil em noite de campeonato brasileiro. O conceito de *espaço de fase* – criado por Poincaré – redimensiona a idéia de predição, já que não parte da tentativa de prever o resultado futuro de um sistema; antes, busca “abranger todos os comportamentos possíveis do [mesmo], para todos os valores iniciais, desenhando um conjunto completo destas curvas” (as curvas, aqui, são representações da dinâmica do sistema para cada um dos valores iniciais). Ou seja, o *espaço de fase* permite apontar tendências e ver o que realmente faz diferença no comportamento de um sistema. Em outras palavras, se:

1. Cada uma das curvas do espaço de fase é uma “representação visual do comportamento futuro de todo o sistema” em um dado momento, de modo que “ao examinar a curva, você pode ver características importantes da dinâmica sem se preocupar com os valores numéricos reais assumidos pelas coordenadas” (Stewart, p. 90); **e se**
2. O espaço de fase comporta várias curvas, cada qual representando valores iniciais diferentes (e nós sabemos que estes valores fazem toda a diferença quando se trata de sistemas caóticos); **então,**
3. As bases de predição se tornam outras, já que não se pode precisar os valores que serão, de fato, assumidos pelas variáveis. Entretanto, obtém-se um retrato muito mais completo de toda a dinâmica do sistema⁸³, podendo identificar tendências que vão amparar, no regime de efetividade do contemporâneo, o processo decisório.

⁸³ *Retrato de fase* é um termo que, no estudo do caos, significa o conjunto de curvas que denota o comportamento de um sistema não-linear. Este conjunto habita o *espaço de fase*. Mais adiante, ao falarmos das técnicas de *data mining*, abordaremos esta prerrogativa tão importante de se ‘visualizar’ o comportamento de um sistema, falando sobre a técnica do *data visualization*.

É neste ponto que a tecnologia desempenha um papel fundamental. Os computadores permitem não só calcular esta intrincada combinatória, identificando o comportamento (possível) do sistema para condições iniciais diferenciadas, como ainda propicia que essa “dinâmica [possa] ser visualizada em termos de formas geométricas chamadas *atratores*” (Stewart, p. 91). É essa figura singular, o atrator⁸⁴, que vai dar ao analista condições de predizer para onde o problema caminha, que vai **comunicar** o discurso subterrâneo da natureza e da sociedade – se a ação X pode valorizar em relação à ação Y, havendo entre elas uma relação de dependência; se a audiência de um programa vai cair e comprometer a posição de uma emissora; ou, ainda, que condições de crescimento têm uma população de coelhos havendo, na proximidade, algumas raposas. Embora estejamos falando de sistemas dinâmicos de comportamento não-linear, o motivo para o *atrator* oferecer respostas no *espaço de fase* é simples: “a trajetória do sistema fica confinada aos limites do atrator” (Gleiser, p. 32). O exemplo fictício de Ian Stewart, sobre o sistema ecológico ‘porcos e trufas’, nos permite entender com mais detalhes não só o alcance do conceito de *espaço de fase*, como também a lógica destes fenômenos em que os termos de interdependência das variáveis não são claros, dificultando a predição:

“(...) Considere a dinâmica populacional do sistema ecológico presa-predador. Os predadores são porcos e as presas são aqueles fungos exoticamente pungentes chamados trufas. As variáveis sobre as quais focalizaremos a nossa atenção são os tamanhos das duas populações – o número de porcos e o número de trufas (...) O crescimento natural das trufas depende de quantas existem e da taxa à qual os porcos as devoram: o crescimento da população de porcos depende de quantos existem e do número de trufas que devoram. Deste modo, a taxa de variação de cada variável depende das duas variáveis, uma observação que pode ser transformada em um sistema de equações diferenciais que descreve a dinâmica populacional (...)

Estas equações determinam (...) como os valores iniciais das populações mudam com o tempo (...) A dificuldade é fazer com que o implícito se torne explícito: resolver as equações. Uma alternativa é buscar soluções aproximadas no computador, mas isto nos diz apenas o que acontecerá para estes valores iniciais particulares, e muitas vezes queremos saber o que acontecerá para muitos valores iniciais diferentes.

⁸⁴ Segundo Gleiser, o atrator é “uma posição preferida pelo sistema dentro do espaço de fase, de modo tal que se outra posição for a inicial, o sistema evolui em direção ao atrator, caso não haja maiores interferências de forças externas” (1999, p. 32).

A idéia de Poincaré é desenhar um gráfico que mostra o que acontece para *todos* os valores iniciais. O estado do sistema – os tamanhos das duas populações em um instante qualquer de tempo – pode ser representado como um ponto no plano, usando o velho truque das coordenadas. Por exemplo, podemos representar a população de porcos por uma coordenada horizontal e a de trufas por uma vertical. O estado inicial descrito acima corresponde a um ponto com coordenada horizontal 0,017439 e coordenada vertical 0,788444. Agora deixe o tempo fluir. As duas coordenadas mudam de instante para instante, de acordo com a regra expressa pela equação diferencial, assim o ponto correspondente se *move*. Um ponto em movimento traça uma curva; e esta curva é uma representação visual do comportamento futuro de todo o sistema. De fato, ao examinar a curva, você pode ‘ver’ características importantes da dinâmica sem se preocupar com os valores numéricos reais assumidos pelas coordenadas (...) Assim, as características que o olho detecta com maior facilidade são precisamente aquelas que realmente interessam. E, mais ainda, uma grande quantidade de detalhes irrelevantes pode ser ignorada (...)

O que acontece se tentarmos com um par diferente de valores iniciais? Obtemos uma segunda curva. Cada par de valores iniciais define uma nova curva; e podemos abranger todos os comportamentos possíveis do sistema, para todos os valores iniciais, desenhando um conjunto completo destas curvas (...)” (Stewart, p.90-91).

Observa-se que pequenas variações podem modificar completamente o quadro de resultados, gerando efeitos que não guardam relação de proporção com as possíveis causas a que se relacionam. Diferente do comportamento dos sistemas lineares, onde vemos com clareza uma relação de causa e efeito, os sistemas de comportamento não-linear surpreendem exatamente porque desarticulam o modelo causal, à medida que o efeito responde em intensidade diversa do fato que o provocou ou das alterações de percurso que o sistema sofreu.

Duas possibilidades de comportamento nos sistemas não-lineares explicam este distanciamento progressivo entre fatos e efeitos: o comportamento instável e o aperiódico, lembrando que os sistemas caóticos podem reunir as duas características simultaneamente, afastando-nos, ainda mais, do entendimento das verdadeiras causas que possam ter ocasionado, em determinados momentos, certos fenômenos. Como saber o que, exatamente, tornou Gisele Bündchen uma celebridade internacional? Como prever, na cadeia de fatos, que sua silhueta esbelta – tão esbelta quanto a de outras modelos brasileiras –

poderia revolucionar o comércio de sandálias de borracha, entendidas até há pouco tempo como calçados para consumidores das classes C e D?

Uma hipotética vitória de Gisele num concurso de beleza, no interior do Rio Grande do Sul, há 10 anos atrás, poderia tê-la colocado em evidência e, hoje, o fato ocasionar mudanças significativas no estilo de beleza que determina a Alta Costura na Europa. Se quisermos ir adiante no exemplo (que só é falso porque não sabemos se foi um concurso que tornou Gisele conhecida), podemos imaginar facilmente alguns desdobramentos subsequentes: o reconhecimento internacional de Gisele Bündchen pode ampliar a influência do Brasil na definição de protótipos e de tendências no mercado da moda, bem como o comportamento de consumo no Brasil e no Exterior. A mesma Gisele Bündchen - que há 10 anos era desconhecida - pode transformar um problema de mercado em febre de consumo, causando um *revival*, por exemplo, das tais sandálias de borracha, que já foram consideradas produto de uso operário. É possível antever, hoje, com o sucesso da modelo, sua influência certa no mundo das marcas, mas como conferir visibilidade a esta cadeia de fatos, quando Gisele era ainda uma desconhecida completa? Como saber qual foi o fato que colocou Gisele no topo da moda? E, principalmente, como correlacionar um concurso no interior do Rio Grande do Sul com mudanças estruturais no campo da moda e decisões de consumo em todo o mundo?

Quando o presente já não é suficiente para definir o futuro, e os nexos causais entre fatos e efeitos ficam abalados, é porque o modelo preditivo do contemporâneo demanda novos parâmetros. Parâmetros que levem em conta não só a influência de pequenos distúrbios afetando permanentemente as configurações de determinado fenômeno, como também a irregularidade dos valores que descrevem o estado do sistema (o que equivale a dizer que certos fenômenos escapam a nossa vista porque suas 'regularidades' são aperiódicas) .

Mas, cabe lembrar, que a resposta para a questão não está na natureza dos fenômenos – ou seja, não é porque o contemporâneo se interessa, no seu regime de efetividade, por entender os sistemas não lineares ou por descobrir,

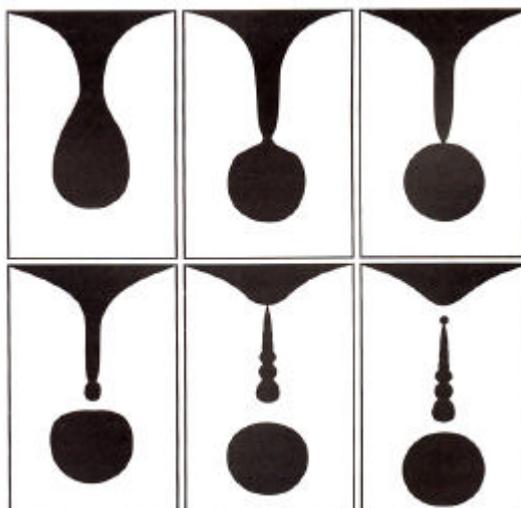
com a física moderna, que “a natureza é governada pelo acaso em suas menores escalas do espaço e do tempo” (Stewart, p. 86), que o sentido de prever se modifica. Aliás, não é só no domínio do quântico que a indeterminação se dá – até porque estes sistemas parecem obedecer a leis determinísticas quando considerados em grandes escalas –, mas observamos que a imprevisibilidade também habita os fenômenos analisados sob uma perspectiva newtoniana. A este respeito explica Stewart (p. 87):

“Mesmo que a mecânica quântica esteja certa a respeito da indeterminação em escalas menores, nas escalas macroscópicas do espaço e do tempo o universo obedece a leis determinísticas. Isto é resultado de um efeito chamado decoerência, que faz com que sistemas quânticos suficientemente grandes percam quase toda a sua indeterminação e se comporte muito mais como sistemas newtonianos. De fato, isto reinstala a mecânica clássica para a maioria dos propósitos em escala humana. Cavalos, tempo meteorológico e os célebres dados de Einstein não são imprevisíveis por causa da mecânica quântica. Ao contrário, eles também são imprevisíveis em um modelo newtoniano. Isto talvez não seja tão surpreendente no que diz respeito aos cavalos – criaturas vivas têm suas próprias variáveis escondidas, como o tipo de feno que comeram no café da manhã. Mas foi definitivamente uma surpresa para aqueles meteorologistas que vinham desenvolvendo simulações maciças do tempo no computador na esperança de prevê-lo com meses de antecedência. E é realmente bastante espantoso no que diz respeito aos dados, embora a humanidade o utilize perversamente como um dos seus símbolos favoritos para o acaso. Dados são apenas cubos, e um cubo rolando sobre uma órbita: afinal de contas, ambos os objetos obedecem às mesmas leis mecânicas do movimento. Eles têm formas diferentes, mas são formas igualmente regulares e matemáticas” (p. 87)

Assim como encontramos ordem no caos, também encontraremos caos na ordem. Isso pode causar a sensação de que um modelo social preditivo definitivamente não cabe no meio de tanta aleatoriedade. Afinal, quase tudo pode perturbar as condições iniciais de um sistema. Mas uma análise mais pormenorizada das discrepâncias entre fatos e efeitos nos conduz a outro tipo de conclusão: mesmo o comportamento caótico obedece a leis determinísticas e é o olho destreinado que pensa tratar-se, antes, do aleatório. Se a previsibilidade de longo prazo fica prejudicada diante das mudanças nas condições iniciais de um sistema – e o valor de influência destas condições cresce exponencialmente – isso não significa que nada possa ser dito sobre seu comportamento. Ao contrário do que parece, a predição e a positivação do

risco, ainda que diante da instabilidade dos fenômenos que queremos avaliar, só se confirmam no cenário contemporâneo.

Entretanto, não é só o caótico que modifica as configurações do modelo preditivo na passagem do moderno para o contemporâneo. O entendimento sobre a *complexidade*⁸⁵ confere também um olhar sobre os fenômenos que se desdobram cotidianamente diante de nós. Se a teoria do caos explica como “os sistemas que obedecem a regras simples podem comportar-se de modos surpreendentemente complicados” (Stewart, p. 99), a complexidade, como parâmetro, evidencia que o aparentemente simples, sendo produto da confluência de inúmeras variáveis, torna-se – longe da vista – um complexo e intrincado processo, cuja explicação está longe de encontrar repouso nas evidências primeiras que captamos. Diferente do caos, são as equações que traduzem os comportamentos complexos que, efetivamente, **comunicam** a amplitude da interação sistêmica entre as variáveis e, é claro, o grau de influência que esta interação provoca no resultado final. O exemplo da gota d’água caindo da torneira deixa claro do que estamos falando quando mencionamos o termo **complexidade**:



⁸⁵ Caos e complexidade são conceitos diferentes. A complexidade se refere a fenômenos que estão no “limiar do caos” (cf. Gleiser). Como define Henri Atlan: “a complexidade é uma desordem aparente onde temos razões para presumir uma ordem oculta; ou ainda, a complexidade é uma ordem cujo código não conhecemos” (Atlan, 1992, p. 67).

“(...) a formação da gota que vai se desprender começa com uma gotícula que aumenta de volume suspensa por uma superfície, a extremidade da torneira. A gotícula desenvolve uma cintura, que se torna estreita, e a parte inferior desta gotícula parece formar o desenho clássico da gota de lágrima. Mas, em vez de afinar-se para formar uma cauda curta e fina, a cintura aumenta seu diâmetro, formando um filete cilíndrico longo e estreito com uma gota quase esférica presa em sua extremidade. Depois o filete cilíndrico começa a estreitar-se, até o ponto onde encontra a esfera, desenvolvendo uma extremidade pontiaguda. Nesta etapa, a forma geral é semelhante a uma agulha de costura que apenas toca a superfície de uma laranja. Então a laranja se desliga da agulha, pulsando levemente à medida que cai. Mas isto é apenas a metade da história. Agora a extremidade pontiaguda da agulha começa a arredondar, e pequenas ondas sobem ao longo da agulha em direção a sua origem, fazendo com que ela pareça um colar de pérolas que se tornam cada vez menores. Finalmente, o filete suspenso de água se estreita, formando uma extremidade pontiaguda no extremo superior. E ele, também, se desprende. À medida que cai, sua extremidade superior arredonda-se e uma série complicada de ondas percorre o seu comprimento.

Estas observações deixam claro a razão por que ninguém havia estudado o problema com grandes detalhes matemáticos. Ele é muito difícil. Quando a gota se desprende, há uma singularidade no problema – um lugar onde a matemática se torna muito desagradável. A singularidade é a ponta da ‘agulha’. Mas por que há uma singularidade? Por que a gota se desprende desta maneira complexa?” (Stewart, p. 102)

Para ficar mais fácil entender como a complexidade se desdobra, no mundo contemporâneo, basta lembrarmos do que já foi dito sobre redes e grafos no item anterior deste capítulo. Em última análise, a complexidade põe à mostra uma intrincada rede de relações entre fatores e nos convida a analisar esta dinâmica que, muitas vezes, vista de fora, parece enganosamente simples. Vejamos o caso das organizações.

Um dos grandes desafios da comunicação corporativa é identificar preditivamente os indícios que sinalizam ameaças à saúde organizacional – insatisfação do corpo de funcionários, oscilações no comportamento de consumo dos clientes, falta de integração entre os agentes da cadeia produtiva, entre outros. Entender a comunicação corporativa como investimento exclusivo na divulgação de produtos e serviços já não é compatível com as exigências que um modelo organizacional tipicamente acentrado evidencia. A dinâmica organizacional, aliás, é um bom exemplo de complexidade - a positivação do risco, que caracteriza o contemporâneo,

é que explica esta atenção progressiva do mundo dos negócios para entender a empresa como uma rede de relações, na expectativa de identificar as mútuas influências que nela ocorrem e que respondem por cadeias de eventos muitas vezes imprevisíveis. Como avaliar, por exemplo, o nível em que a insatisfação do corpo funcional afeta a percepção de uma comunidade acerca da empresa?

Assim como a intrincada rede de relações corporativas faz as empresas investirem pesadamente em tecnologia com a finalidade de adequar e otimizar processos – evitando atritos que poderiam ter efeito exponencial na relação com os públicos e na percepção de sua marca –, assim também o olhar atento sobre a complexidade se dirige à compreensão de outros fenômenos que podem, igualmente, perturbar o regime de efetividade do contemporâneo: o sistema econômico, o comportamento da sociedade de consumo, a moda, os fenômenos comunicacionais, o sistema de circulação de bens nas estradas, entre tantos outros pontos que poderíamos abordar.

A tecnologia, hoje, vem sendo convocada para lançar luz sobre estes fenômenos – complexos e caóticos – que traçam novas oportunidades e desafios para a consolidação de um modelo social preditivo⁸⁶. A algoritmização dos saberes desempenha um papel importante neste cenário – algoritmização que começou com um diálogo discreto entre a matemática e o campo das ciências e que teve suas fronteiras ampliadas com as tecnologias da informação, que submetem à lógica do algoritmo o resultado das práticas discursivas do contemporâneo.

⁸⁶ Há um detalhe importante a considerar quando comparamos sistemas caóticos e complexos. Se o passado não constitui referência segura para prever o comportamento futuro de um sistema caótico, em certos fenômenos complexos, diante da adaptabilidade ao meio que os caracteriza, o histórico de comportamento do sistema constitui uma referência importante, já que se torna possível o aprendizado com as experiências passadas (o aleatório não incide toda hora). Não é por outra razão que, no âmbito tecnológico, os bancos de dados valorizam os históricos de consumo de clientes, na expectativa de que o passado diga algo sobre tendências no consumo futuro. Embora o comportamento dos consumidores seja não-linear, pode-se dizer que ele, muitas vezes, está mais à margem do caos do que para o caos propriamente dito (Gleiser, p. 64).

Mas, convém lembrar, os algoritmos convocados, hoje, para o exercício de predição se tornam cada vez mais sofisticados e se misturam, por meio de softwares de Inteligência Artificial, às tomadas de decisão cotidianas – algoritmos genéticos, combinatórios, aleatórios –, prometendo aproximações significativas com os processos cognitivos e tomando decisões conforme aprendizado contínuo (veja-se o caso das redes *neuro-fuzzy*). Tudo leva a crer que o cenário que se desenha nos apresente uma complexificação dos algoritmos e uma progressiva banalização do seu uso na consolidação de um modelo social preditivo. É sobre esta possibilidade que a segunda parte da tese fala.

6. Sistemas Inteligentes: recalculando as fronteiras entre homem e máquina⁸⁷

“My cristal ball is fuzzy”

Loft Zadeh

Objetivo do capítulo: *Mostrar como a tecnologia - alicerce do modelo preditivo - tornou-se um aparato indispensável para a tomada de decisão no cenário contemporâneo e como, progressivamente, seus dispositivos adquirem a condição de ‘inteligência’, permitindo uma aproximação com certos processos cognitivos humanos. Este capítulo pretende discutir como as máquinas aprendem e, com base em algoritmos inteligentes, se aproximam cada vez mais das heurísticas humanas, ainda que a questão da natureza da consciência não seja esclarecida. A partir daí, buscamos evidenciar que, descobrindo o modo do cérebro representar a informação – e já tendo avançado na direção de heurísticas e na algoritmização do levantamento de hipóteses -, torna-se natural pensar que esta distância entre homens e máquinas tende a, progressivamente, reduzir-se.*

6.1 – Breves reflexões sobre a disseminação da tecnologia como vetor de decisão

Com a entrada da tecnologia no cenário de negócios – o que efetivamente acontece na década de 90 – e suas múltiplas contribuições tanto na gestão de processos quanto no planejamento da comunicação, os dados deixam de se comportar como matéria-prima para processamento e vão se tornando ponto de partida para se chegar ao que faz diferença: a informação. Embora todo um

⁸⁷ Cabe registrar, aqui, as contribuições inestimáveis de Sergio Navega para a elaboração deste capítulo. Muitos conceitos de difícil compreensão só se tornaram claros a partir da correspondência com ele mantida, da leitura de seus artigos e mensagens postadas em listas de Ciência Cognitiva. Algumas questões só foram amadurecidas por conta do acesso indireto que me proporcionou a importantes pesquisadores de ponta, como Gerard Wolff.

quadro favorável tenha sido gestado bem antes, na década de 80 – e as configurações sócio-políticas e econômicas dos mercados globais assim o indicam – foi nos anos 90 e no início deste século que o discurso da TI encontrou ressonância na tomada de decisão dos executivos. Importa observar a entrada da tecnologia no campo dos negócios porque foi este encontro que proporcionou a disseminação da TI – com seus bancos de dados e ferramentas de inteligência. Com a perspectiva de atender ao regime de efetividade que parametriza o social desde o século XX, as soluções de inteligência artificial saltam dos laboratórios de pesquisa para o mercado, oferecendo alternativas para entender a complexidade dos fenômenos contemporâneos e, assim, obter, ainda que em um cenário de incerteza, condições de competitividade. Ou seja, é com a entrada da tecnologia no mundo dos negócios - em um ambiente ávido por predições para maior performance - que bancos de dados e ferramentas de extração do conhecimento se disseminam; a tecnologia, enfim, se torna o alicerce que estimula e sustenta o modelo preditivo.

Esta entrada em cena da tecnologia (nos usos que, hoje, se pode fazer dela) promove uma mudança na produção de sentido da comunicação – já que decisões e investimentos deixam de ter como foco a massa anônima, tomando como alvo o indivíduo identificado em seus gostos e comportamento. Do ponto de vista da **comunicação**, portanto, dois fatos merecem destaque, já que suas conseqüências se desdobram sobre o contemporâneo, influenciando não só a mecânica de decisão nas empresas, mas, por extensão, toda a lógica da sociedade de consumo:

1. Em um modelo de organização acentrado, a tecnologia propicia controle e otimização dos fluxos de informação, garantindo performance justamente à medida que se estimula o conhecimento dos pormenores do cenário e se permite melhor atuação sobre ele. Diferente do panóptico, que inibe as flutuações, o modelo acentrado estimula o fluxo, combate o nomadismo e garante que a comunicação - dentro de uma positivação do risco - gere informações para adequar ainda mais seu funcionamento. Ou seja, se estivermos falando de clientes ou *prospects*, a premissa do modelo acentrado de organização será a de conhecer

mais de perto suas expectativas, justamente para aumentar a taxa per capita de consumo. A tecnologia, neste caso, funda novas práticas discursivas - formas de saber e de lançar luz sobre o detalhe que faz diferença; formas de poder, também, porque, nesta prospecção dirigida, descobrem-se técnicas ainda mais refinadas de comunicação para garantir a saúde do sistema e a performance das organizações.

2. Reordenam-se os investimentos de comunicação, já que as decisões corporativas podem ser tomadas com base na análise comportamental dos consumidores e nas demandas específicas de seus públicos. Pela tecnologia, a comunicação adere ao regime de efetividade que caracteriza o contemporâneo, tornando-se por si mesma um dispositivo: seu regime de luz incide sobre o detalhe que individualiza e agrupa em pequenos *clusters* e seu regime de enunciado particulariza ofertas e mensagens em cima do que constitui diferença.

É neste cenário que surge o interesse por ferramentas que proporcionem um olhar mais atento sobre o detalhe – seja para o entendimento de um negócio, para o ganho de pontos percentuais, para a identificação de vulnerabilidades ou, ainda, para a definição de estratégias de comunicação mais oportunas. A tecnologia não pára de surpreender com as novas funções que assimila: analisar e antever cenários, calcular a influência futura de certas variáveis, mapear riscos. Em termos mais práticos: prever fraudes e inadimplência⁸⁸, otimizar riscos na análise e na oferta de crédito, identificar as variáveis que mais afetam o volume de vendas, avaliar o desempenho de produtos sujeitos à sazonalidade, entre uma infinidade de outras aplicações.

⁸⁸ Michael Saylor, CEO da MicroStrategy, conta um caso em que, a partir do software de BI, o cliente conseguiu identificar que caixas de sua rede de supermercado estavam acelerando a digitação no fim do expediente para retirar dinheiro do movimento diário. Essas mesmas ferramentas também identificaram fraude na promoção de um fabricante de cigarros que, sem saber, vinha perdendo dinheiro ao investir naquela estratégia de comunicação. Conforme observa Saylor, a área de BI caminha da expectativa de garimpar novas oportunidades de mercado para identificar vulnerabilidades e ações incorretas. Entrevista de Michael Saylor à IDG disponível em: <http://idgnow.terra.com.br/idgnow/corporate/2004/02/0008/imprimir.html>

A transformação dos dados em informações de valor preditivo recebe, hoje, o nome de *Business Intelligence* e os números do mercado que se forma em torno desta prática confirmam a hipótese de que o tecnológico se tornou, efetivamente, o cérebro que sustenta o preditivo. Conforme previsões do IDC – referência na análise de tendências tecnológicas – os gastos com TI devem aumentar de 6 a 8% em 2004. Estes gastos apontam para uma nova ordem de prioridades, onde a comunicação amplia seu nível de interferência, indo da preocupação em integrar todos os dados relacionados aos clientes a um estudo dos fluxos de informação para agilizar a cadeia produtiva.

Quando se fala em *Business Intelligence*, uma série de conceitos correlatos aparecem – todos relacionados à idéia de extrair e transformar dados em informação estratégica e de valor agregado. De certo modo, BI funciona como uma espécie de *guarda-chuva conceitual* (Barbieri, 2001), abrigando termos complementares, mas que, em si, descrevem realidades paralelas. Um observador externo, aliás, ficaria impressionado com a quantidade de siglas que proliferam no campo da Inteligência de Negócios, principalmente porque elas se desdobram em novos termos com uma freqüência assustadora.

Dois conceitos, entretanto, merecem destaque: o de Inteligência Competitiva (*Competitive Intelligence*) – que se refere a ferramentas tecnológicas que garimpam, dentro e fora da rede, informações detalhadas sobre os concorrentes – e o de Gerência do Conhecimento (*Knowledge Management System*), que consegue mixar os ativos de informação corporativa, independente do formato em que se encontram (de relatórios e balancetes a declarações e conhecimento não-documentado). Estes dois conceitos nos permitem extrair outras duas importantes conclusões sobre a tecnologia no contemporâneo: 1) as práticas discursivas do tecnológico já oferecem solução para casos em que suporte e ‘linguagem’ não sejam unos, potencializando sua força, inclusive, à medida que misturam registros de natureza diferente; 2) as ferramentas de CI (*Competitive Intelligence*) apontam para um paradoxo na comunicação: se as empresas, por um lado, constroem a força de suas marcas com base na divulgação de seus produtos e de seu desempenho, por outro, esta mesma comunicação com o mercado se desenha como ponto de

vulnerabilidade⁸⁹. Comunicar é arriscar-se, mas um risco calculado e otimizado. Estando fora de hipótese prescindir desta ferramenta, o estatuto da comunicação se reconfigura: em um modelo preditivo e acentrado, onde fios invisíveis, paradoxalmente, dotam de visibilidade os integrantes da *rede*, trata-se de utilizar a comunicação como forma de antever cenários possíveis e movimentos futuros.

Mas ainda que *Business Intelligence* funcione como um guarda-chuva conceitual (e há uma diversidade de termos na arquitetura de BI que, por recorte do objeto de estudo, não iremos abordar), o mercado designa como BI apenas as ferramentas analíticas e inferenciais que buscam extrair, em massas de dados, tendências e padrões. É aqui que encontramos o ***data mining***, com suas técnicas que garimpam informações invisíveis e de valor entre os registros das bases de dados. Ao lado dele, outras ferramentas também prometem proporcionar informações estratégicas, como é o caso do ETL (*Extraction Transformation and Load*) e do OLAP (*Online Analytical Processing*). No ETL estão as operações pesadas que preparam os dados, eliminando lixo e inconsistências, para armazenagem posterior em *data warehouses* (armazéns de dados). As técnicas OLAP, por sua vez, proporcionam uma leitura mais detalhada dos dados que já estão no *database*. Porém, diferente do *data mining*, não geram conhecimento novo; apenas uma leitura mais apurada e não-linear dos dados que já habitam o sistema:

“Enquanto as técnicas OLAP objetivam trabalhar os dados existentes, buscando consolidações em vários níveis, trabalhando fatos em dimensões variadas, a técnica de *mining* busca algo mais que a interpretação dos dados existentes. Visa fundamentalmente realizar inferências, tentando como que adivinhar possíveis fatos e correlações não explicitadas nas montanhas de dados de um DW/DM.

⁸⁹ Barbieri menciona o uso de rastreadores digitais e mecanismos de busca para levantamento de informações estratégicas sobre a concorrência. Mais adiante, quando estes dados já estão disponíveis (e eles variam de balancetes e releases a registros públicos e patentes), são armazenados em *warehouses* de CI e submetidos às ferramentas OLAP e de *data mining*.



Tanto as ferramentas OLAP quanto as técnicas de **data mining** são procedimentos executados geralmente em *data warehouses* (DW), embora seja possível desenvolver estas análises em bases mais simples ou em sistemas especialistas, como veremos mais adiante. *Data warehouse* é um repositório que reúne informações de natureza diversa sobre a empresa (financeiras, administrativas, de marketing), com a finalidade de funcionar como um sistema de apoio à decisão, uma espécie de ferramenta gerencial. Este conceito tem se mostrado vital, quando se pretende extrair padrões ou tendências a partir de ferramentas analíticas e inferenciais, porque oferece não só volume, mas também diversidade e preparação prévia dos dados.

Em DW não temos dados operacionais (aqueles cuja natureza seria dinâmica justamente porque são sempre atualizados); temos apenas dados informacionais, mais adequados às análises e inferências – portanto, de natureza “estática até o ‘refreshment’ dos dados” (Barbieri, p. 47). Ou seja, há uma diferença entre estes *databases* que recebem informações nossas todos os dias – como é o caso dos ambientes operacionais dos Serviços de Atendimento a Cliente, onde os dados são permanentemente atualizados conforme novos contatos acontecem – e os *data warehouses*, que armazenam dados destinados apenas a análises inferenciais. Neste caso, a conversão de dados operacionais em informacionais fica por conta do ETL.

Cabe esclarecer, também, que *data warehouse* não é o mesmo que *data mart*, outro tipo de repositório de dados de onde se extraem, por ***data mining***, informação de valor estratégico. São conceitos correlatos e que aparecem usualmente juntos – um DW pode gerar *data marts* e um *data mart* pode dar início à construção de um DW. Mas os *Data Marts*, embora apoiem também decisões gerenciais, atendem a áreas específicas, razão porque muitas empresas preferem iniciar, a partir deles, seus projetos de *Business Intelligence*.

Mas, para efeito desta tese, a opção das organizações por *data warehouses* (uma abordagem mais tradicional, defendida por Bill Inmon) ou por *data marts* (modelo mais flexível, proposto por Ralph Kimball), não tem grande importância, ainda que esta questão faça toda diferença na hora de planejar e decidir os investimentos corporativos em tecnologia da informação. Relevante, mesmo, para nós, é compreendermos que os investimentos atuais em TI e, mais especificamente, em *data mining* sinalizam uma mudança gradual no *ethos* da comunicação, à medida que novas práticas discursivas (como registrar o cotidiano em bancos de dados, por exemplo) evidenciam um deslocamento das *linhas de força* que até então caracterizaram a sociedade de consumo. Pelo menos no que diz respeito à comunicação com o mercado, uma transformação parece evidente: a ação comunicativa deixa de ser pontual e dirigida à massa, com a intenção de estimular desejo de compra e comportamento de consumo para, em rede, controlar o ritmo e a natureza dos fluxos de informação entre os inúmeros agentes que podem interferir no resultado das ações corporativas. As operações de comunicação, hoje, lembram grafos – analisando a *combinatória* de mútuas influências entre os públicos, é que as empresas garantem melhores desempenhos e planos de comunicação mais eficazes. E quem permite este acompanhamento dos fluxos de comunicação⁹⁰ é justamente a tecnologia, com suas ferramentas de *business intelligence*.

⁹⁰ A tecnologia, hoje, permite adequar a comunicação com os agentes da cadeia produtiva (fornecedores e varejistas) à medida que ferramentas de BI (como o *Supply Chain Intelligence*) proporcionam o redesenho de operações inteiras, a fim de produzir fluxos de informação mais eficazes. Entre as possibilidades destas ferramentas encontramos: previsão de demanda colaborativa, desenho da cadeia logística, otimização da produção, planejamento do melhor

Mas não é apenas no cenário corporativo que a tecnologia tem deixado suas marcas. A importância de se analisar os investimentos tecnológicos no meio empresarial está no fato de que este interesse crescente pelas ferramentas de BI não só popularizou o uso do **data mining**, como também consolidou o preditivo como engrenagem básica do regime de performance que traduz a sociedade contemporânea. Nas dobras das ferramentas de BI, cada vez mais sofisticadas e ‘inteligentes’, encontramos traços de pesquisas bastante ousadas que, se por um lado, buscam tornar os sistemas mais autônomos, por outro, caminham para uma simulação dos processos cognitivos humanos. Os alcances destas pesquisas e o sintoma de novas tendências nas práticas discursivas são os assuntos que fundamentam este capítulo.

6.2 – Sistemas inteligentes: o que faz uma máquina gerar conhecimento?

À medida que a tecnologia ganhou contornos mais precisos no cenário corporativo, apresentando aplicações práticas e resultados compatíveis com as perspectivas de performance do contemporâneo, as pesquisas em Inteligência Artificial prosseguiram nas universidades e nos laboratórios. Estas pesquisas não só trouxeram novas condições de resposta às demandas organizacionais dentro de um regime de efetividade, como também impulsionaram importantes avanços científicos, em áreas como neurociência, geoquímica, biologia molecular, medicina e epidemiologia. E, ao proporcionarem soluções para antigos problemas e impasses, introduziram, também, questionamentos sobre as fronteiras entre o humano e o maquínico. Se as inovações tecnológicas enunciam novas formas de conceber os limites humanos, é porque, sem dúvida, têm ampliado as condições de atuação do indivíduo sobre sua realidade: ele agora pode re-construir seu corpo, ampliar sua inteligência e memória, atuar sobre seu ânimo. As tecnologias da Informação, especialmente as que se sustentam sobre as bases da Inteligência Artificial, têm modificado a realidade humana em várias instâncias, estabelecendo novos modos de

fluxo de produtos. Muito se tem pesquisado nesta área, considerando que o fluxo entre estes agentes influencia, diretamente, o grau de satisfação dos consumidores finais (*timing* na entrega dos produtos, condições de apresentação, qualidade da matéria prima empregada). Neste sentido, o MIT e a SAP vêm desenvolvendo agentes inteligentes capazes de identificar problemas da cadeia produtiva em tempo real, avisar do ocorrido e, ainda, sugerir soluções.

relação do homem com seu corpo, seu cotidiano, sua geografia e com a alteridade.

Este fato tem despertado calorosos debates sobre os limites reais e fictícios entre homem e máquina, especialmente no que se refere às condições concretas da máquina simular o humano – aspiração de muitos cientistas que, neste exato momento, testam, em seus laboratórios, hipóteses para explicar os termos de hibridação que o contemporâneo vem produzindo. Enquanto próteses carregam o maquínico para dentro do homem, heurísticas humanas reconfiguram a condição binária das máquinas, de modo que “o corpo como aparato sensorial entra num curto-circuito plurissensorial em que sua modalidade analógica se funde a modalidades digitais” (Domingues, p. 26). Dentro desta perspectiva, não são apenas as máquinas que se *humanizam* à medida que são dotadas de heurísticas. Dispositivos artificiais e próteses rearticulam as experiências sensoriais e o campo de percepção do corpo biológico – funcionando como prolongamentos dos sentidos onde, por natureza, nascemos limitados (ibid. p. 26).

O oposto, entretanto, ainda causa bastante desconforto. Existe a possibilidade de que as máquinas pensem? E se sim, quais seriam os limites ‘humanos’ a que a Inteligência Artificial poderia levar as máquinas? Afora as inúmeras especulações, a ciência, mesmo pesquisando incessantemente maneiras de potencializar a condição de resposta das máquinas, nos mostra que há lacunas importantes que garantem, por ora, esta distância segura entre organismos e sistemas, ainda que inteligentes. Estes hiatos, entretanto, não impedem que algumas teorias avancem, enquanto outras apontam a inconsistência de hipóteses anteriormente levantadas. O fato é que a discussão em torno das potencialidades da máquina teve desdobramentos e hoje buscam-se respostas tanto para a natureza da consciência quanto para a sua condição de ser simulada em dispositivos artificiais.

Contudo, embora haja correlação entre as duas questões, não se trata da mesma coisa. Chalmers, por exemplo, cita o caso dos *f-zombis*⁹¹ para mostrar que, mesmo em situações onde não se consegue distinguir uma máquina de um ser humano, a consciência não pode ser plasmada. Isto porque o problema não está nas condições de explicar o desempenho de funções, como a habilidade de discriminar coisas, por exemplo. Estes seriam, na visão de Chalmers, *easy problems*. A questão irrespondível seria, na verdade, sobre a natureza da consciência ou, dito de outro modo, da *experiência consciente* – aquela que permitiria responder como “algo físico pode dar origem a experiências internas” (Teixeira, p. 4).

Cabe lembrar que a resposta a esta pergunta não tem efeito direto sobre o regime de efetividade do contemporâneo. A consciência em si não é ingrediente indispensável para a construção de sistemas inteligentes, mas a capacidade de explicarmos funções tipicamente humanas, sim. E, neste caso, resolver alguns ‘*easy problems*’, como denominaria Chalmers, já proporcionaria grandes avanços para um *upgrade* dos sistemas inteligentes. Em termos científicos, copiar o humano ainda parece uma impossibilidade – ainda que pudéssemos computar heurísticas cada vez mais complexas, esbarraríamos no problema da percepção: a máquina não tem como *compreender* o sensorial. Conforme descreve Navega, seria como explicar cores e brilhos a um cego. Reproduzir a cognição humana na sua exatidão (ou melhor dizendo, na sua perfeita imprecisão) torna-se, portanto, pelo menos até o momento, uma tarefa improvável. O que não significa, como veremos ainda neste capítulo, que passos largos não sejam dados no sentido de dotar os sistemas artificiais de heurísticas humanas, encurtando as distâncias entre o homem e a máquina. Pesquisas no campo da neurociência cognitiva e da neurociência computacional têm contribuído para maior compreensão do funcionamento do cérebro e, por extensão, dos novos limites para a simulação de processos cognitivos em computadores – a *SP Theory*, que menciona a compressão da informação como um padrão do cérebro, e as pesquisas de Wolf Singer e

⁹¹ F-Zombi é um termo utilizado para designar um zumbi filosófico - um corpo humano que, no entanto, não possui consciência, apesar de comportar-se como se a tivesse. A este argumento de Chalmers para dizer que a consciência não pode ser simulada, Dennett contrapõe dizendo que se algo se comporta como pessoa, então é porque assim o é.

Koch, que apontam para a identificação de padrões cognitivos a partir da observação de populações de neurônios, são exemplos de contribuições atuais para que os sistemas artificiais, futuramente, assimilem em doses mais ousadas, as heurísticas humanas.

Não há dúvida de que experimentaremos uma progressiva e inevitável aproximação, por meio de heurísticas, entre organismos e sistemas inteligentes, o que não significa encontrar resposta para a questão de Chalmers sobre a natureza da consciência. Quer apostemos na *intencionalidade* – desacreditando, como Searle, que a máquina possa equiparar-se ao homem já que não compreende o conteúdo da ação que executa –, quer apostemos nas pesquisas de Crick e Coch, que acreditam que oscilações no córtex cerebral respondem pela produção da consciência, o fato é que resultados palpáveis têm surgido no vasto campo das ciências cognitivas. E tudo leva a crer que, com os investimentos em algoritmos combinatórios, genéticos e aleatórios, a máquina se aproxime ainda mais das heurísticas humanas e da forma como o homem pensa ou decide. Em última análise, são resultados que prometem, se não simular o funcionamento da mente – até porque há impeditivos sensoriais aí envolvidos –, pelo menos ampliar as condições de resposta dos sistemas inteligentes artificiais.

O **data mining** (mais especificamente o KDD – *knowledge Discovery in Databases*) proporciona um passo na direção desta aproximação entre o humano e o maquínico, à medida que, para além da indução probabilística (e da condição de predição do comportamento de variáveis no futuro), permite ‘descobrir’ padrões até então desconhecidos na massa de dados - assim como nós, humanos, fazemos intuitivamente quando ‘percebemos’ o mundo. Parece haver alguma semelhança entre esta identificação de padrões no **data mining** e essa tentativa primeira que caracteriza as nossas heurísticas de ‘assimilar dados, fazer uma combinatória intuitiva e abstrair algum sentido’ para o mundo sensível. Estamos nos referindo ao levantamento de hipóteses, com geração de conhecimento novo, que acontece antes mesmo de se classificar uma idéia como provável, quando apenas intuímos a possibilidade de abstrair daí uma regra por conta de uma repetição aparente. Como o KDD traz à tona a

preditibilidade de alguns fenômenos, mas também essas abstrações primeiras que só depois serão testadas (como associações inusitadas entre produtos de supermercado), uma hipótese se desenha: a de que o **data mining** demonstre potencial para uma algoritmização do raciocínio abduutivo, abstraindo correlações possíveis (ainda longe de uma certeza) e identificando uma explicação verossímil para fatos soltos. Isto em si já nos aproximaria de heurísticas humanas.

Mas para entendermos como o **data mining** reduz distâncias entre humano e maquínico, cabe lançar luz sobre uma outra pergunta: como as máquinas aprendem e decidem? Antes de responder a esta questão, vamos analisar como a tecnologia da informação se aproximou progressivamente de heurísticas humanas. E como, por sua vez, a neurociência computacional vem, ao lado das ciências cognitivas, oferecendo contribuições que lançam luz sobre os pontos de intersecção entre homem e máquina, organismos e sistemas inteligentes. Este trajeto, entretanto, não pode ser feito sem entendermos alguns conceitos primordiais – conceitos que podem fazer toda a diferença em uma análise mais profunda do discurso da ciência.

Esclarecendo conceitos, derrubando mitos

O **data mining** parte de três linhagens principais – a Estatística, a Inteligência Artificial e o Aprendizado de Máquina (*Machine Learning*), que combina elementos das duas anteriores, reunindo heurística e análise estatística (Serra, 2003).

Quando falamos em Inteligência Artificial, estamos nos referindo à capacitação do computador para que execute funções realizadas por seres humanos – logo, para que manipule conhecimento e seja capaz de tomar decisões. Mas o conhecimento de que o sistema parte é, basicamente, o do especialista humano, embora a máquina possa ser capacitada para melhorar sua performance e resolver problemas correlatos (e, no caso específico do **data mining**, para conferir visibilidade a padrões que sugerem nexos implícitos). A Inteligência Artificial envolve diretamente a busca das melhores heurísticas

para a análise de um certo campo problemático, sendo a heurística esta forma própria de resolver o problema. Contudo, se, por um lado, a atenção ao procedimento intuitivo na busca de soluções demonstra que as ferramentas que fazem uso de Inteligência Artificial, como o **data mining**, vão além de um tratamento estatístico das questões, por outro, convém lembrar que “a qualidade das heurísticas depende fundamentalmente da experiência das pessoas na resolução dos problemas” (Rezende, Pugliesi, Varejão, p. 16).

Já o conceito de *Machine Learning* – fundamental para o desenvolvimento de sistemas inteligentes e para a extração de padrões em um *data warehouse* – consiste na aquisição de conhecimento, por um sistema, de forma automática (ou seja, sem intervenção humana). Boa parte da Inteligência Artificial, hoje, reside em buscar aproximar as formas de aprendizado de máquina da mecânica do pensamento. Enquanto os seres humanos pensam e aprendem, basicamente, através de **processos cognitivos** (assimilação de dados pelos sentidos e manipulação de símbolos) e **processos associativos** (seguir uma lógica de passos ou associar idéias/conceitos de modo criativo), as máquinas usam técnicas estatísticas e heurísticas, procurando fazer com que os sistemas aprendam com seus próprios dados (Rezende, 2003, p. 7). Por ser um meio automático de extrair conhecimento de grandes bases de dados, dizemos que o **data mining** tem como um dos seus alicerces o aprendizado de máquina, onde o sistema, por meio de um indutor ou algoritmo de aprendizado, tem duas opções: ou aprende com os exemplos de treinamento oferecidos ou agrupa os casos em *clusters* de acordo com as características encontradas (Monard, Baranauskas, 2003, p. 91). Neste segundo desenho, teríamos a extração de um padrão e, por conseguinte, a produção de conhecimento novo.

Mas, afinal, como as máquinas pensam e decidem? Que tipo de mecanismo está por trás daquilo a que, geralmente, chamamos inteligência de máquina? Antes de abordarmos a questão dos limites entre o maquínico e o humano, bem como as possibilidades concretas, no cenário científico, de um afrouxamento destas fronteiras (e estes são pontos importantes para desdobrar a hipótese deste trabalho), seria oportuno que definíssemos melhor o campo epistemológico de que partimos aqui. Há uma justificativa para isto: no cenário

tecnológico, conceitos como informação, conhecimento e inteligência ganham novos contornos. Assim, entender os limites e as aplicações dos sistemas inteligentes, bem como a mecânica que torna o **aprendizado de máquina** o motor que põe em funcionamento as engrenagens tecnológicas do preditivo, serve para contextualizar a hipótese de que **uma automatização do abdução mostre sinais de crescimento no regime de efetividade que o modelo de predição contemporâneo⁹² consolidou.**

Sem definir o tipo de inteligência possível de que falamos, grande é o risco de que discussões paralelas inviabilizem a hipótese. Portanto, um esclarecimento desde então: esta tese não parte do pressuposto de que seja possível simular a consciência humana em si, se se entender por consciência, aqui, o *estado subjetivo atrelado à experiência⁹³* – a chamada *experiência consciente* ou noção de *hard problem* a que se referia Chalmers (1996). Entretanto, acreditamos ser possível simular heurísticas humanas, por meio de modelos computacionais, para otimizar nossas perspectivas de inferência e, também, reproduzir o desempenho de certas funções cognitivas (o que não quer dizer que as máquinas ‘pensarão’ como nós; sobre os impeditivos disto, falaremos mais tarde). Em outras palavras, desvendando o mecanismo por trás de uma dada função (ou seja, *de que modo* acontece o processamento e a recuperação da informação a ela pertinente), essa função poderia, pelo menos em princípio, ser duplicada em máquina. Sem estas condições concretas com que a ciência nos acena, parece-nos pouco consistente a idéia de que a abdução seja automatizável.

⁹² O conceito de predição, nesta tese, parte de uma base mais ampla. Em geral, associamos, imediatamente, as atividades de predição com o raciocínio indutivo, já que prever implica fazer inferências sobre o comportamento de um fenômeno, partindo de exemplos que confirmam tal evidência. Como lembra Peirce, inclusive, “a indução busca fatos” (CP 7 217-8). Entretanto, entendemos que abstrair uma teoria que revele um comportamento subterrâneo dos fenômenos é predizer algo sobre sua ‘órbita’, ainda que tudo o que tenhamos garimpado seja uma pista. Neste caso, recorreremos ao conceito peirceano de abdução – ou seja, “de processo de formação de uma hipótese exploratória” (CP 5.171). Voltaremos a este ponto mais adiante.

⁹³ Thomas Nagel oferece um exemplo que permite entender melhor esta noção de experiência consciente. Em artigo intitulado “What is it to be like a bat?”, ele diz que jamais compreenderemos o que é ser um morcego sem poder partir de sua perspectiva e sem ter um organismo que nos permita reagir como um. Assim, máquinas não podem sentir como seres humanos. Falta-lhes o sensorio-motor que tem, de per si, seu próprio aprendizado.

Alguns mitos devem ser desfeitos de antemão. O primeiro deles, o de que a aproximação das heurísticas humanas tenha por finalidade substituir o cérebro pelo computador. Afora as discussões que resvalam para uma postura reducionista – tanto por insistir em termos de comparação que já não cabem, quanto por desconsiderar a contribuição que cada qual deu para o entendimento do outro, o fato é que os termos *conhecimento* e *decisão* têm seu sentido próprio quando se fala de sistemas inteligentes. Decisão aqui não implica uma predisposição para a ação, mas, sim, “o uso explícito de um conhecimento” (Rezende, p. 6). E conhecimento, por sua vez, resulta de nexos estabelecidos entre informações, podendo responder a questões quanto à natureza de um fenômeno (conhecimento declarativo), seu princípio de funcionamento (conhecimento procedural) ou às regras para resolver problemas a ele relacionados (conhecimento heurístico) (ibid, p. 7).

Assim, **dado** é o que permite quantificar o evento; **informação**, o que lhe confere um sentido móvel de acordo com o contexto e **conhecimento**, uma combinatória arbitrária (conforme atribuição de valores) que é produto da comparação entre informações. Tais informações, aliás, não podem ser entendidas fora de uma conjuntura, sob pena do conhecimento se revelar inconsistente. Supondo que o objetivo seja comparar, por exemplo, o desempenho financeiro das três filiais de uma agência de publicidade (Rio, SP e Salvador) a partir de seus respectivos faturamentos, o que vai valer não é o dado absoluto que descreve o desempenho de cada filial, ainda que um deles se destaque em relação aos demais, mas, sim, cada um dos faturamentos em função das metas previamente estabelecidas. Aqui temos o sentido de informação. O conhecimento que daí se origina poderia ser entendido, grosso modo, como uma visão panorâmica e comparativa do desempenho financeiro da agência de publicidade nas diversas regiões onde atua e no Brasil como um todo. Quando se diz que os sistemas, hoje, estão aptos a planejar e decidir, são importantes os limites destes termos na tecnologia da informação, já que o sentido de decisão empregado, como vemos, se refere a um aspecto bem mais pragmático: o uso de um conhecimento para compreensão e solução de um problema.

O segundo mito que precisa ser esclarecido refere-se à natureza de alguns sistemas em que o *data mining* e outras ferramentas de aquisição automática de conhecimento atuam, já que uma boa parte da ‘ficção’ quanto à substituição de homens por máquinas advém, justamente, de um entendimento *un passant* das prerrogativas destes sistemas. Estamos falando, aqui, dos sistemas inteligentes – cujos exemplares mais conhecidos são os Sistemas Baseados em Conhecimento (SBC), também batizados por alguns de *sistemas especialistas*.

Há diferenças sutis entre estes termos: **sistemas inteligentes** são aqueles que procuram resolver problemas a partir do conhecimento que reúnem e se mostram capazes de relacionar conceitos de modo não-linear (buscando semelhança com o processo associativo humano). **Sistemas Baseados em Conhecimento** (SBCs), por sua vez, são tipos de sistemas inteligentes que aplicam o conhecimento de um especialista humano para a solução de determinados problemas – diagnósticos médicos, detecção de falhas em máquinas industriais, reconhecimento de imagens e sons (algo tipicamente humano), análise das oscilações na audiência de um programa televisivo, entre outras possibilidades⁹⁴. Estes sistemas não só atendem a propósitos científicos como também se aplicam ao cenário de negócios (o que os torna particularmente úteis dentro de um modelo social preditivo). Basta imaginarmos como empresas podem otimizar a performance de papéis no mercado financeiro a partir do acesso a uma base de conhecimento que reúna orientações técnicas de vários especialistas em finanças. Ou, ainda, imaginarmos como campanhas de publicidade podem angariar melhores resultados de *recall* (lembança) a partir de SBCs que disponibilizem conhecimento sobre questões como cognição, decisão de compra, valor da linguagem não-verbal, dissonância cognitiva, entre outros pontos.

Um dos grandes méritos dos SBCs está em representar explicitamente (formalmente) este conhecimento, tornando-o disponível para uso compartilhado e novas pesquisas. O SBC também tem uma característica que

⁹⁴ Cf. artigo de Rezende, Pugliesi e Varejão.

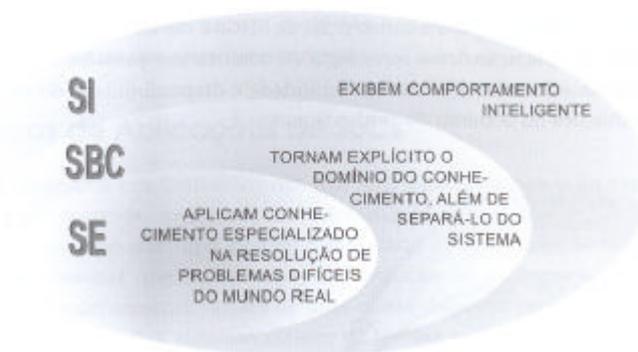
o define: a base de conhecimento (**domínio**) é separada da mecânica de inferência, ou seja, do método de solução do problema. Assim, dois conceitos parametrizam os SBCs, aparecendo como realidades independentes: o conhecimento do especialista, cujas heurísticas são *explicitadas* e trazidas à superfície, e a modelagem do sistema, ou melhor, do método mediante o qual este conhecimento vai gerar soluções (além do modo de interação com o usuário e explicação das conclusões obtidas pela inferência).

Se na Base de Conhecimento encontramos sentenças do tipo “*se recall do anúncio for baixo, avalie audiência do programa*”, na parte que responde pelo processamento do conhecimento, nós encontraremos o procedimento lógico-formal que vai: 1. pedir o dado externo (se o recall foi baixo ou não); 2. percorrer a Base de Conhecimento à procura do que fazer neste caso (avaliar a audiência do programa) e 3. oferecer solução para o problema, a partir do conhecimento disponível do especialista humano – “*se o recall é baixo e a audiência também, então é provável que a campanha não estimule venda*”. Ou seja, reunindo determinado conhecimento de especialistas, pode-se, por meio da representação explícita deste conhecimento, capacitar programas de computador para o desenvolvimento autônomo de análises. Claro que há possibilidade de inconsistência nas informações, mas o sistema deve ser capaz de, inclusive, contornar este problema. Além de saber “lidar com regras e informações incompletas, imprecisas e conflitantes”, ele deve estar apto a:

“(...) conviver com seus erros, isto é, tal como um especialista humano, o SBC pode cometer erros, mas deve possuir um desempenho satisfatório que compense seus possíveis enganos. Em particular, as soluções apresentadas para problemas complexos devem ser equivalentes às aquelas oferecidas pelo especialista humano, quando este existir” (Rezende, Pugliesi, Varejão, 2003, p. 16)

Uma última diferença, que na prática desaparece, é entre os SBCs e os sistemas especialistas (SEs). A filigrana que separa um de outro está na complexidade dos problemas envolvidos, uma vez que os sistemas especialistas são tipos de SBCs onde a heurística humana envolvida faz toda a diferença na solução do problema. Trata-se daquele tipo de questão difícil de resolver, onde a habilidade do especialista humano determina o nível de

profundidade e detalhamento no entendimento do fenômeno – como seria o caso, por exemplo, do CASNET, um SBC que atua na avaliação e no tratamento de pacientes com glaucoma (Rezende, Pugliesi, Varejão, 2003). Considerando a hipótese de reunir alguns ‘cérebros’ para desvendar fenômenos caóticos ou de alta complexidade, há contribuições importantes, nos SEs, para explorar novos cenários e teorias nas biociências e no conhecimento científico de modo geral. Seguindo a tendência de muitos autores, a partir daqui usaremos os termos SBCs e SEs indistintamente.



Apesar das técnicas de **data mining** aparecerem freqüentemente relacionadas aos *warehouses corporativos* – garimpando em grandes massas de dados nexos que estão ocultos – as ferramentas de mineração também se aplicam aos sistemas inteligentes, e extraem conhecimento que pode ser útil na solução de problemas concretos (Rezende, Pugliesi, Melanda, de Paula, 2003).

Contudo, embora o **data mining** atue em ambos, o *warehouse*, diferente dos sistemas especialistas, não é inteligente – trata-se de um repositório de dados informacionais preparados para a identificação e descoberta de padrões. Tanto que se chegou a compará-lo a uma pilha de *legos* não-estruturados, aquelas peças de plástico que permitem montar vários brinquedos (Inmon, Terderman, Imhoff, 2001). O que é inteligente, a bem da verdade, é o mecanismo de inferência (*mining*) que, para extrair padrões, usa recursos de Aprendizado de Máquina (alguns estatísticos, como regressão e classificação; outros de IA, como redes neurais e algoritmos genéticos). Ou seja, no DW, é o *mining* que dá consistência à *pilha de legos*. Assim como é preciso que alguém construa arranjos com lego para que ele tome a forma de um brinquedo, assim os dados

informativos do DW, ainda que preparados, só adquirem sentido quando submetidos a ferramentas como OLAP e técnicas de **data mining**. Curiosamente, é o volume e a profundidade inequívoca dos dados que torna o DW um repositório ideal para a prática da mineração, embora não seja necessário montá-lo para fazer uso das ferramentas de *mining*.

Já no caso dos Sistemas Inteligentes, parte-se de uma Base de Conhecimento (BC), onde já encontramos sentenças que descrevem relações de causalidade do tipo: “*se a temperatura do paciente está acima de 37,5 graus Celsius, então o paciente tem febre*” ou, ainda, “*se o paciente é alcoólatra investigue primeiramente doenças hepáticas*” (Rezende, Pugliesi, Varejão, p. 26). **Mining**, aqui, funciona como a mecânica que vai extrair padrões da Base de Conhecimento para permitir ao sistema inteligente resolver problemas que lhe são atribuídos. Serve, também, para confirmar ou refutar o conhecimento do especialista humano (Rezende, Pugliesi, Melanda, de Paula, 2003, p. 320).

Definido o campo de estudo nesta relação entre o humano e o maquínico, resta a pergunta: afinal, como as máquinas ‘pensam’ e ‘decidem’? Analisando, agora, as bases da aquisição de conhecimento e do aprendizado de máquina, bem como, em seguida, as pesquisas científicas que apontam para novas perspectivas e resultados nestas áreas, poderemos, então, passar à tese central deste trabalho: mostrar como, no preditivo, experimentamos, progressivamente, uma algoritmização do primeiro estágio de conhecimento – aquele que, partindo de uma hipótese explanatória, nos põe em contato com o que há de mais intuitivo.

6. 3 – *Machine Learning*: como as máquinas pensam e decidem?

De modo geral, poderíamos resumir a questão dizendo que, para aprender, as máquinas fazem uso de estatística – a partir de técnicas como regressão, classificação, análise de *cluster* e árvores de decisão, entre outras – ou de ferramentas matemáticas como redes neurais (que simulam os neurônios biológicos) e algoritmos genéticos (que buscam melhores alternativas, a partir do conceito de seleção natural, em um espaço de soluções possíveis).

Vejamos algumas aplicações práticas destas técnicas. Com a regressão podemos, por exemplo, prever, a partir de resultados médicos, a probabilidade de um paciente sobreviver (Amaral, 2001). A classificação nos permitiria estratificar, ou classificar, tendências do mercado financeiro (ibid). Já a clusterização pode funcionar como ferramenta de apoio para estratégias de segmentação de mercado, à medida que permite descobrir categorias e agrupar os clientes conforme os parâmetros encontrados. As árvores de decisão (*answer trees*), por sua vez, também teriam aplicações no campo da comunicação mercadológica: identificar quais os grupos de clientes que podem oferecer melhores taxas de retorno de mala direta (Barbieri, 2001). Convém lembrar que estes e outros problemas podem ser resolvidos por mais de uma ferramenta; os exemplos são apenas uma forma de mostrar a aplicabilidade das técnicas.

A bem da verdade, há inúmeras ferramentas que tornam um sistema inteligente, ou seja, apto a decidir a partir de determinado domínio. A este processo de ‘turbinar’ o sistema chamamos tecnicamente de **aquisição de conhecimento**⁹⁵, o que implica, entre outras coisas, a formação da ‘base’ a partir da qual inferências serão feitas e decisões tomadas. Mas o termo em si é amplo e assimila não só formas manuais de desenvolver um sistema inteligente – onde um engenheiro de conhecimento assimila, por meio de entrevistas e observação, as heurísticas de determinado especialista –, como também formas semi-automáticas⁹⁶ e automáticas de aquisição deste conhecimento. Para efeito desta tese, interessam-nos, particularmente, as técnicas automáticas - onde entram as ferramentas de *data mining* - e que têm por objetivo reduzir “a participação humana minerando conhecimento de extensas

⁹⁵ A aquisição de conhecimento refere-se aos esforços para desenvolver, entender e atualizar a Base de Conhecimento (BC) de um SBC. Ou seja, construir a Base de Conhecimento e, a partir dela, o modelo computacional que vai permitir fazer inferências e extrair ‘soluções’ para certos problemas. Convém lembrar que o SBC é entendido como “um SI com foco no processo simbólico, isto é, existe um modelo simbólico racional capaz de gerar explicações sobre a linha de raciocínio por trás de cada uma de suas decisões” (Garcia, Varejão, Ferraz, 2003, p. 51-52).

⁹⁶ Grosso modo, as formas semi-automáticas de aquisição de conhecimento envolvem ‘ferramentas computacionais’ que buscam reduzir a possibilidade de vies por conta da interação engenheiro de conhecimento – especialista. Uma das técnicas seria a reutilização da forma de representação e do mecanismo de inferência aplicados com sucesso em outros SBCs (Garcia, Varejão, Ferraz, 2003, p.78). Já ao falarmos em técnicas automáticas, estamos nos referindo, basicamente, ao aprendizado de máquina (AM), ao *data mining* (DM) e à mineração de textos (MT).

fontes de dados ou implantando mecanismos de inferência que permitam aprendizado automático de máquina” (Garcia, Varejão, Ferraz, p. 54). É neste ponto que a aquisição de conhecimento passa realmente para o domínio das máquinas, ficando sob a batuta do que chamamos *machine learning*, um dos elementos que compõe a mineração de dados. Aqui, efetivamente, começa a pergunta ‘como as máquinas aprendem e decidem?’.

Um dos motivos para a demanda por soluções automáticas de aquisição de conhecimento talvez se deva ao fato de que, contrariando a primeira impressão que se pode ter, extrair heurísticas com as ambigüidades da linguagem natural não é tarefa fácil – não é à toa que esta fase é entendida como “o gargalo na construção dos sistemas inteligentes” (Garcia, Varejão, Ferraz, 2003, p. 51). Afinal, não só existe a possibilidade de viés por parte de quem projeta o modelo computacional de inferência, como também devemos considerar os impasses do próprio especialista para se fazer entender. Uma descrição pormenorizada das dificuldades inerentes a esta etapa, bem como uma visão geral das técnicas empregadas para desenvolver sistemas inteligentes, pode ser encontrada em Garcia, Varejão e Ferraz (2003). Segundo eles, são ferramentas de ***aquisição de conhecimento***:

- técnicas de Aquisição de Conhecimento manuais baseadas em entrevistas, em acompanhamento ou em modelos;
- técnicas de aquisição semi-automáticas baseadas em teorias cognitivas ou em modelos existentes;
- tecnologia de Aprendizado de Máquina tentando induzir regras a partir de exemplos catalogados;
- tecnologia de Mineração de Dados que tenta extrair regras e comportamento a partir da análise de grandes massas de dados;
- tecnologia de Mineração de Textos que tenta extrair conhecimento de grandes massas de dados não-estruturados (2003, p. 68).

Quando falamos em aprendizado de máquina (AM), estamos nos referindo mais especificamente ao desenvolvimento de programas computacionais capazes de *fazer a máquina aprender com suas próprias experiências anteriores*. Ou seja, com base no que já ‘viu’, o sistema inteligente pode ‘decidir’, identificando a melhor solução para um determinado problema. Veja-

se que, aqui, o que temos é a busca em um espaço de possíveis soluções e o uso do conhecimento heurístico para efetivar, adequadamente, esta busca. Em sistemas inteligentes, até por conta do tipo de problema para o qual se procura uma resposta, a heurística tem prerrogativa em relação aos algoritmos determinísticos (Rezende, Pugliesi, Varejão, 2003). As técnicas empregadas no Aprendizado de Máquina, com o objetivo de criar e robustecer uma Base de Conhecimento (BC), bem como de proporcionar buscas cada vez mais refinadas neste espaço de soluções, estão basicamente relacionadas ao modelo indutivo de raciocínio.

Em geral, sempre que se aborda a questão do aprendizado – seja de seres humanos, seja de máquinas –, convoca-se à cena o raciocínio indutivo, aquele mediante o qual torna-se possível perceber o mundo e, pela experiência, atribuir sentido às coisas. É pelo indutivo que verificamos a probabilidade dos fenômenos e desenvolvemos uma compreensão empírica de mundo. Mas, apesar da imprescindibilidade do raciocínio indutivo, um fato é digno de nota na história dos saberes: a indução nem sempre foi corroborada, e pensadores importantes, cujas idéias ainda hoje influenciam e inspiram uma reflexão sobre o sentido do conhecimento, negaram o peso do raciocínio indutivo.

Hume, por exemplo, apesar de empirista, recusou-se a adotar a indução como modelo de pensamento, julgando não ser possível sustentar o princípio da causalidade – aquele que revela uma relação de causa e efeito entre fenômenos e que Hume só parecia admitir diante das evidências da probabilidade e da confirmação presencial da experiência. Isso fica mais ou menos evidente quando ele diz: “arrisco-me a afirmar (...) que o conhecimento dessa relação [causa-efeito] não é, em nenhum caso, alcançado por meio de raciocínios *a priori*, mas provém inteiramente da experiência, ao descobrirmos que certos objetos particulares acham-se constantemente conjugados uns aos outros” (1999, p. 45). Hume foi pioneiro em afirmar a exterioridade dos conceitos, mostrando que não há um saber apriorístico dentro da teoria do conhecimento – idéia, aliás, que Nietzsche e Foucault irão fortalecer (Rajchman, 1980).

Como ele, também Popper apresentou ressalvas ao método indutivo, alegando que nada poderia garantir a certeza de um fenômeno senão quando se estivesse diante da condição de refutá-lo. Trocando em miúdos: não há como afirmar que todos os unicórnios são brancos; só diante da presença do primeiro unicórnio preto é que conheceremos, pela refutação, o desdobramento daquilo que pretendíamos afirmar. Assim, segundo Popper, não há como ‘aprender’ sobre um fenômeno a partir da sua repetição, de modo que a indução deixa de ser, para ele, um critério que respalde o conhecimento – “a ‘experiência’ obtém-se ao aprender com os erros que cometemos, em vez de ser pela acumulação ou associação de observações” (Popper, 1997, p. 66).

Cabe notar que, apesar de toda a influência do pensamento popperiano sobre a investigação científica, o método indutivo continua sendo a principal base das ferramentas que pesquisam as formas do homem conhecer, como também aquela que vigora por trás da própria mecânica de aprendizado em sistemas inteligentes. Mais adiante, vamos discutir a resistência do ambiente científico em assimilar outros parâmetros para o entendimento das heurísticas humanas, como é o caso do raciocínio abduutivo (cf. Peirce, para quem, aliás, a indução aparece como processo de validação das hipóteses⁹⁷). Por ora, ficamos com este dado: embora o conhecimento indutivo possa gerar modelos causais discutíveis, ou mesmo falaciosos, ele é necessário para verificar a plausibilidade de certas idéias – idéias que depois, quando submetidas a inferências demonstrativas, serão ou não corroboradas. Este fato se estende às investidas científicas no sentido de compreender o alcance dos sistemas inteligentes; ou seja, o método indutivo permeia as técnicas de aprendizado de máquina (e as ferramentas de **data mining**) na sua tentativa de desvendar e reproduzir processos cognitivos humanos.

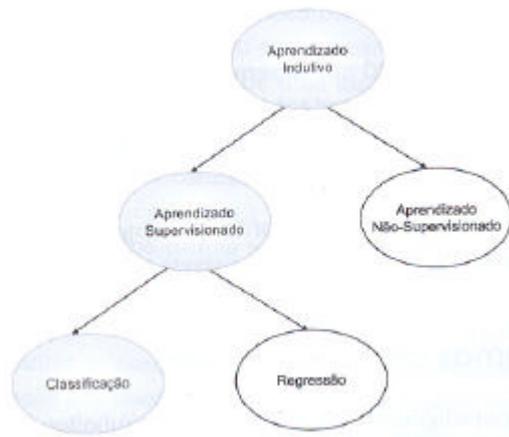
Máquinas aprendem, basicamente, por dois processos: **aprendizado supervisionado** e **não-supervisionado**. No primeiro caso, apresentamos exemplos a um sistema; o algoritmo de aprendizado (também chamado

⁹⁷ Ver artigo inédito de Lúcia Santaella, publicado na Rede, sob o título *The Development of Peirce's Three Types of Reasoning: abduction, deduction and induction*. Disponível em <http://www.pucsp.br/~lbraga>

indutor) tem a função de, a partir destes exemplos prévios, avaliar e classificar os novos exemplos oferecidos ao sistema. Vamos supor que nossa questão seja estender ou não uma oferta a determinados clientes de um banco. Neste ponto, o algoritmo de aprendizado, com base no que foi aprendido sobre as características dos clientes a quem a oferta se destina, terá condições de avaliar cada novo caso que se apresentar ao sistema e, assim, fundamentar melhor o processo de decisão. Temos, aqui, um exemplo da técnica de classificação – uma das formas de aprendizado supervisionado – “em que um dado é mapeado em uma das diversas classes predefinidas” (Hand apud Amaral, 2001, p. 24).

O outro modo de aprendizado em máquinas seria o não-supervisionado, onde não há, inicialmente, uma regra a partir da qual os dados possam ser classificados. Oferece-se ao algoritmo alguns exemplos, como no aprendizado supervisionado, mas será ele quem vai criar categorias a partir das quais os novos exemplos serão avaliados – ou seja, “o indutor analisa os exemplos fornecidos e tenta determinar se alguns deles podem ser agrupados de alguma maneira, formando agrupamentos ou *clusters*” (Cheeseman, Stutz apud Monard, Baranauskas, 2003, p. 91).

Vamos supor que se queira descobrir ‘tribos’ de consumo que apresentam certa homogeneidade em um determinado mercado – o de chinelos havaianas. Todos são clientes e pertencem a nichos diferentes, mas o que nós queremos saber é justamente o que eles possuem em comum, de modo a poder otimizar estratégias de comunicação com base nas paridades entre estas *subpopulações* de consumo. Submetendo a base de dados à clusterização – e partindo da idéia de que as antigas classes não existam – descobrimos novas formas de agregar os clientes, podendo, a partir daí, gerar novas abordagens de comunicação.



Um último ponto que vale a pena ser ressaltado sobre *machine learning*,⁹⁸ considerando a luz que pode lançar sobre esta relação homem-máquina, diz respeito ao conceito de MDL (*Minimum Description Length*), que já abordamos no capítulo anterior. De acordo com a teoria da informação algorítmica (AIT) – que revela ser possível medir a complexidade de uma informação ou conjunto de dados tomando por base o menor programa capaz de produzi-lo –, o MDL aparece como esta seqüência que atende ao requisito de menor programa para descrever uma informação, ou seja, como “uma forma de apresentar uma descrição minimizada dos dados” (Navega, 2001).

Partindo da axiomática de Kolmogorov, que estabelece que a complexidade de uma informação é igual ao tamanho do menor programa para produzi-la, Jorma Rissanen propõe o MDL como um método de inferência indutiva capaz de responder à seguinte pergunta: “como definir propriedades ‘garimpáveis’ a partir de dados com ruído?” (Rissanen, 2002)?⁹⁹ Ou, dito de outro modo, como identificar regularidades apreensíveis nos dados levando em conta a complexidade para gerá-los? Ao que tudo indica, o valor prático desta ferramenta para avançarmos na eficácia dos sistemas inteligentes e das ferramentas de extração de conhecimento está no seguinte fato: a capacidade de encontrarmos as regularidades que nos fazem prever este ou aquele

⁹⁸ Assim como temos abordagens conexionistas e simbólicas para entender o cérebro, assim também temos, em *machine learning*, modelos a partir dos quais concebemos as técnicas computacionais adotadas. Conforme o paradigma ou modelo adotado, inúmeras ferramentas se propõem a preparar os sistemas para aprender com exemplos de treinamento. Entre os paradigmas de aprendizado, Monard e Baranauskas citam cinco tipos principais: 1) simbólico; 2) estatístico; 3) baseado em exemplos (instance based); 4) conexionista (redes neurais) e 5) evolutivo (onde aparecem os algoritmos genéticos).

⁹⁹ Para conhecer melhor o trabalho de Jorma Rissanen e as demonstrações relacionadas ao MDL, ver: <http://www.msri.org/publications/ln/msri/2002/infotheory/rissanen/1/banner/02.html>.

fenômeno pode ser medida pelo tamanho do programa com que os dados podem ser descritos¹⁰⁰. Como explica Peter Grünwald:

“A idéia fundamental por trás do Princípio MDL é que qualquer regularidade em um determinado conjunto de dados pode ser usada para comprimir os dados, isto é, para descrevê-lo usando símbolos menores do que os necessários para descrever os dados literalmente”

E o que isso tem a ver com a comunicação e o aprendizado de máquina? A razão é simples: descobriu-se que o cérebro humano, ao assimilar impressões¹⁰¹ por meio dos sentidos, ‘zipa’ as informações recebidas. De certo modo, esta ‘compressão da informação’ – que lembra o princípio MDL – também estaria por trás dos organismos inteligentes. Assim, uma ponte entre o maquínico e o humano se estabelece, à medida que o MDL abre perspectiva não só para otimizar a ‘capacidade’ de resposta dos sistemas inteligentes, como também para uma maior compreensão dos processos cognitivos (para o entendimento de como se processa a informação no cérebro). Por conta disso, aumentam também as chances de se aprimorar as heurísticas aplicadas nos sistemas. Tal qual a máquina - que confirma que o menor programa é o parâmetro mais adequado para conhecer o teor comunicacional e de complexidade de um conjunto de dados - assim também, no cérebro, as informações, recebidas em estado (quase) bruto pelos sentidos, são por ele ‘comprimidas’ em uma espécie de ‘formato descritivo minimizado’.

Esta compressão que o cérebro faz dos dados mantém uma relação próxima com o próprio conceito de indução (este que vemos por trás de todo aprendizado) - o raciocínio indutivo nos permite comprimir as inúmeras observações de um mesmo fenômeno, por conta da regularidade que

¹⁰⁰ Informações disponíveis em <http://www.mdl-research.org>. “The success in finding such regularities can be measured by the length with which the data can be described” [tradução livre]. A citação seguinte também foi encontrada no site: “The fundamental idea behind the MDL Principle is that any regularity in a given set of data can be used to compress the data, i.e. to describe it using fewer symbols than needed to describe the data literally”

¹⁰¹ No sentido empregado por Hume. Segundo ele, as percepções da mente podem ser classificadas em duas categorias principais: os pensamentos ou idéias e as impressões. Para Hume, as impressões seriam “todas as nossas percepções mais vívidas, sempre que ouvimos, ou vemos, ou sentimos, ou amamos, ou odiamos, ou desejamos ou exercemos nossa vontade” (1999, p. 24). As idéias, por sua vez, seriam as percepções menos vívidas ou, dito de outra forma, seriam “cópias que a mente faz sobre as impressões”.

apresenta, a ponto de ‘abstrairmos’ dele algumas conclusões. O que nos permite dizer, por exemplo, que a água evapora da superfície dos oceanos é a ‘compressão’ das inúmeras observações feitas acerca deste fenômeno – ou seja, “a indução é, no fim das contas, uma forma poderosa de comprimir dados”¹⁰².

Do que foi visto sobre aprendizado de máquina, podemos concluir o seguinte: os sistemas inteligentes podem, efetivamente, aprender com as experiências anteriores, aperfeiçoando heurísticas e proporcionando informações mais consistentes para o processo decisório que caracteriza o preditivo. Entretanto, há situações impeditivas que limitam a simulação da cognição e a reprodução *in totem* do modo como os seres humanos pensam, aprendem ou mesmo decidem. Uma das razões para isto está na própria experiência do sensório-motor – as habilidades perceptivas humanas são influenciadas pela interação com o meio e se modificam ao longo do tempo, desenvolvendo-se de acordo com a própria “dinâmica de operação de nossos corpos” (Navega, 2004). Do mesmo modo, percepção e reconhecimento são permanentemente afetados pelas emoções (atividade límbica) e são elas, aliás, que respondem por classificar, peneirar e construir as percepções (Rosenfield, 1994, p. 8-9).

Isso não significa que, dentro de um regime de efetividade, sistemas inteligentes e ferramentas de extração de conhecimento, como o *data mining*, não possam decidir automaticamente a partir do que aprenderam, gerando soluções que amparem, de forma definitiva, prognósticos e pesquisas científicas, assim como decisões de âmbito corporativo. Mas se os sistemas aprendem com os dados e podem progredir na sua capacidade de adquirir autonomia e prover decisões, convém lembrar que seus algoritmos não são, por si mesmos, inteligentes¹⁰³ (cf. Dennett, 1997). Muitas das ferramentas

¹⁰² Cf. Sergio Navega, em entrevista concedida por e-mail. Muitos conceitos aqui apresentados foram descritos a partir da contribuição valorosa dos seus artigos, mensagens em listas especializadas e entrevistas concedidas por e-mail.

¹⁰³ O fato de não serem inteligentes não significa que não possam proporcionar resultados interessantes. Dennett menciona, como exemplo, os algoritmos aleatórios de Michael Rabin. Rabin estuda a dimensão do randômico nos computadores. Mais informações sobre as aplicações dos algoritmos de Rabin estão em http://www.sis.pitt.edu/~mbsclass/hall_of_fame/rabin.htm

tecnológicas hoje disponíveis, aliás, apesar de terem contribuído de modo inquestionável para uma positivação do risco, demandam investigações mais incisivas, o que sugere que muitos aperfeiçoamentos nos modelos matemáticos e estatísticos ainda terão que ser feitos. Mesmo no caso das redes neurais artificiais, que simulam neurônios biológicos e tornam um sistema capaz de reconhecer vozes e rostos, há reduções que tornam o modelo distante do que efetivamente acontece no cérebro humano:

“Os modelos convencionais de redes neurais (artificiais) tem um problema chamado ‘interferência catastrófica’. Após treinar uma rede para uma seqüência de padrões, se você treiná-la para uma seqüência diferente, mas associada às mesmas saídas originais, ela ‘desaprende’ as antigas e substitui as novas. Isto é claramente oposto ao que é feito no cérebro humano, pois normalmente nós nos lembramos de nossos ‘erros’ para compará-los com os acertos”¹⁰⁴

Há sempre, é claro, a possibilidade de combinar abordagens e ferramentas, com o objetivo de potencializar resultados, aproximando-os, cada vez mais, de heurísticas humanas. Um caso típico é o da junção das redes neurais artificiais (RNAs) com os preceitos da lógica *fuzzy*. Redes neurais tornaram-se conhecidas, no cenário tecnológico, por conta da sua capacidade de aprender com os próprios resultados e fazer generalizações, oferecendo respostas adequadas para dados não apresentados durante o treinamento. Nos sistemas híbridos, que são aqueles que se beneficiam do uso de duas ou mais ferramentas simultâneas, estas redes se juntam à lógica *fuzzy*, que tem por natureza convocar o ‘incerto’ para dentro do sistema. Assim, o sistema se aproxima um pouco mais do raciocínio humano: enquanto as redes neurais garantem a adaptação permanente dos dados obtidos, a lógica *fuzzy*, geralmente usada para controlar processos em sistemas não-lineares, introduz a incerteza como ingrediente que interage com os dados. Como resultado, teríamos sistemas inteligentes capazes de “incorporar conhecimento empírico e ter seus parâmetros adaptados por meio de algoritmos eficientes” (Gupta, Rao apud Evsukoff, Almeida, 2003).

¹⁰⁴ Mensagem postada por Sergio Navega em lista de Ciência Cognitiva. Disponível em <http://www.intelliwise.com/reports/ptg0024.htm>

6.4 – Limites do maquínico: até onde vai a hibridação homem-máquina?

Apesar do maquínico poder otimizar o processo decisório humano, algumas reflexões insistem em atribuir ao tecnológico um alcance que talvez ele ainda não tenha. Isto não significa, de modo algum, que o maquínico não possa dar origem a atualizações surpreendentes. Alguns pesquisadores, neste momento, certamente avaliam novas e estranhas próteses, misturando, como nunca, os limites entre o humano e o maquínico. Há quem diga mesmo que estamos diante do pós-biológico (Domingues, 1997), e que os limites entre o interno e o externo deixaram de ser evidentes, à medida que a pele se torna totalmente permeável aos dispositivos tecnológicos – substâncias e câmeras exteriorizam o interno, conferindo visibilidade ao que para nós sempre foi invisível; próteses internalizam o maquínico na nossa carne, potencializando sentidos e corrigindo as imperfeições que nos identificam. Se Stelarc anuncia o corpo como um novo espaço para enunciação da subjetividade – prática discursiva inscrita num corpo sem pele – Kerckove, por sua vez, chega a falar em um novo estatuto para o sensorial: “a transfusão de toda nossa sensorialidade das modalidades analógicas às modalidades digitais pela numerização elimina o obstáculo da heterogeneidade dos sentidos” (Kerckove in Domingues, 1997, p. 51). Resta, certamente, a pergunta: com todas estas hibridações, quem ou o quê somos nós?

A questão ultrapassa o campo do biológico e há, certamente, muitas formas do corpo ser afetado pelas tecnologias ou, dito de outro modo, do maquínico atravessar as fronteiras do humano. Se, por um lado, esta hibridação enreda o homem em novas linhas de força, por outro, o maquínico permite ao homem reinventar, à moda das peças do *lego*, suas condições de relação com o mundo. Os dispositivos tecnológicos, à medida que reconfiguram as dimensões do humano, com novas formas de sentir e de experimentar as noções de *limite* e *risco*, permitem que o homem crie novas condições de subjetividade. Neste cenário, a arte surge como um destes espaços de recombinação criativa entre o humano e o maquínico, à proporção que fratura *linhas de força* e faz do espaço estriado uma superfície lisa onde se desenham novos arranjos de subjetividade.

Contudo, a experiência científica solicita que a pergunta contrária também seja feita: até que ponto o humano tem atravessado os limites do maquínico? Que novas configurações surgem se as máquinas puderem assimilar mais e mais heurísticas humanas? Algumas discussões, neste sentido, de teor nitidamente apocalíptico, anunciam a substituição do homem pela máquina. Outras, menos ortodoxas, afirmam que não podemos simular a consciência em dispositivos tecnológicos, o que não impede o homem, diante das inúmeras contribuições para o processo decisório, de incorporá-los ao cotidiano.

De qualquer modo, é o olhar científico que se mostra mais cauteloso nas colocações – avança concretamente nesta fronteira entre o humano e o maquínico, mas adverte para a distância que ainda vigora entre estes dois mundos. As neurociências, cognitiva e computacional, têm demonstrado que, embora a área de aprendizado de máquina se desenvolva, há impeditivos concretos para simular e algoritmizar o pensamento (Edelman, apud Rosenfield, 1994). Gerald Edelman, Nobel de Medicina e uma das maiores autoridades atuais em neurobiologia, afirma, a partir de sua teoria do *darwinismo neural*, que o cérebro promove uma recategorização de imagens e que a memória “não é uma repetição exata de uma imagem no cérebro” (Rosenfield, 1994, p. 209). Entre outras implicações, que não cabe discutir aqui, Edelman afirma também que *esta recategorização depende tanto do movimento quanto da sensação*.

Este talvez seja um dos grandes entraves à simulação do funcionamento do cérebro – nós ainda não sabemos direito como representar, na máquina, os processos perceptuais. E um ponto que dificulta ainda mais é a descoberta de que tanto as informações quanto os processos perceptivos são armazenados de forma distribuída no cérebro (cf. Singer)¹⁰⁵. Ou seja, considerando as limitações concretas das máquinas seriais para simular milhares de neurônios

¹⁰⁵ Wolf Singer é diretor do Instituto Max Planck para a Investigação do Cérebro, em Frankfurt. Infelizmente, seus artigos estão publicados, na sua maioria, em alemão. Para conhecer um pouco de suas idéias, pode-se acessar a entrevista publicada no jornal El País, em 2/2/2002, disponível em <http://www.oficinainforma.com.br/semana/leituras-20020216/02.htm> ou, ainda, consultar artigos e escritos de Sergio Navega disponíveis em <http://www.intelliwise.com.br/snavega.asp>.

e sabendo que informações e habilidades perceptivas são distribuídas (Navega, 2001), tudo leva a crer que as contribuições teóricas necessárias para a construção de *modelos causais* que nos permitam simular a mente venham da observação de populações de neurônios. Acompanhando padrões de ativação conjunta, é possível que se identifique como a informação é representada no cérebro e, por sua vez, como as habilidades perceptuais acontecem – estas mesmas habilidades que, conforme Edelman afirma, estariam por trás da recategorização das imagens na mente.

(...) o cérebro se parece muito mais com uma rede onde estruturas de operação paralela são organizadas. Investigações do processamento das percepções visuais mostraram que várias áreas do cérebro se tornam simultaneamente ativas, mas constantemente influenciam uma a outra. As áreas envolvidas mudam o resultado de seu processamento e o repassam a outras esferas do cérebro – tais como aquelas que estão relacionadas com a avaliação das impressões do sentido ou atividade motora. Entretanto, a questão de como uma interpretação unificada do nosso ambiente possa, no fim das contas, resultar de tal estrutura organizacional distributiva ainda precisa ser esclarecida (Singer, 2003)¹⁰⁶

Ao lado de Wolf Singer, que esclarece o ponto de contato entre habilidade perceptiva e comportamento de grupos de neurônios, outros neurocientistas, como Kristof Koch e Francis Crick, também oferecem importantes conclusões sobre o processo cognitivo no cérebro. Koch e Crick descobriram que oscilações neuronais entre 35 e 75 hz correspondem ao estado de vigília no funcionamento dos nossos sentidos, principalmente olfato e visão. Segundo Koch e Crick, estas oscilações neuronais respondem pelo fenômeno da consciência e relacionam-se, também, com o processo de integração da informação no cérebro – “no processo de integração de diferentes segmentos de informação, grupos neuronais oscilam na mesma frequência e fase numa

¹⁰⁶ Entrevista com Wolf Singer em março de 2003. Disponível em <http://www.goethe.de/kug/buw/fut/thm/en37814.htm/> (...) the brain seems much more like a network where parallel operating structures are organized. Investigations of the processing of visual perceptions have shown that various areas of the brain become simultaneously active but constantly influence one another. The areas involved exchange the outcome of their processing and pass this on to other spheres of the brain – such as those which are concerned with evaluation of sense impressions or prepare motoric activity. However the question of how a unified interpretation of our environment can ultimately result from such a distributive organizational structure still remains to be clarified (Singer, 2003)¹⁰⁶

sincronização perfeita (...) [Esta] integração de informação (*binding*), possibilita a indentificação perceptual de objetos fora de nós (...)" (Teixeira, 1997, p. 5).

Com base nas observações de Koch e Singer, abre-se uma brecha para pensar na possibilidade concreta de se conseguir, enfim, simular heurísticas humanas ou, pelo menos, uma aproximação do nosso modo de fazer inferências – ainda que o maquínico conviva com a impossibilidade de compreender a semântica do comportamento que simula (cf. Searle) ou a natureza em si da consciência (cf. Chalmers). Mas para entender os limites do tecnológico e como ele se inscreve em um regime de efetividade dentro do contemporâneo, a ponto de promover performance e cálculo do risco, convém, antes, percorrer de forma breve algumas das principais idéias acerca do funcionamento do cérebro. Acreditamos que, assim, a base para discutir a probabilidade de uma futura automatização do raciocínio abduativo tenha sido devidamente construída.

6.5 – O cérebro e suas heurísticas: a simulação da cognição é possível?

Para entendermos alguns impasses que ainda hoje encontramos no campo da neurociência, é importante voltar ao século XIX. Alguns dogmas relativos à memória e à localização de funções persistem em muitas abordagens sobre o funcionamento do cérebro. Enquanto não se tiver uma teoria mais unificada para as neurociências e se entenda o que realmente faz diferença para o processamento da informação, poucas serão as chances de simular, com sucesso, heurísticas humanas. Se alguns avanços foram feitos no sentido de mapear processos cognitivos, como há evidências no caso da visão (Singer, 2002), por outro lado, as habilidades perceptivas de um modo geral continuam sendo uma caixa-preta (entendam-se, aqui, habilidades analógicas e lingüísticas). O paradigma mudou, mas ainda há muito desencontro entre os pesquisadores. Uma idéia, porém, parece consolidar-se: a de que é preciso entender o cérebro como um sistema distribuído com funções paralelas.

“Há que se fazer medições em múltiplos lugares simultaneamente e logo analisar a coordenação temporal precisa de todas essas relações

(...) Essa inter-relação entre os múltiplos processos se consegue através de uma sincronização precisa da atividade rítmica, ou seja, a correlação neuronal de um objeto visual é a atividade simultânea e sincronizada de um enorme número de neurônios distribuídos em diferentes lugares do cérebro” (Singer, 2003)¹⁰⁷.

Mas nem sempre se pensou assim. O século XIX, marcado por uma idéia de “localização” de saberes – e cujo fundamento se encontra na consolidação das noções de arquivo e coleção – vai nos legar toda uma teoria acerca da localização da memória e das demais funções do cérebro. Como os antigos acreditavam estarem as estrelas presas no firmamento, assim a Ciência supôs durante um longo tempo que as lembranças estavam fixas, presas nas incontáveis dobras da memória - ou seja, que elas se localizavam espacialmente no cérebro e, permanentemente nele gravadas, fundamentavam todo o reconhecimento, pensamento e ação.

Bergson, em *Matéria e Memória*, já havia constatado este equívoco sobre a localização das lembranças, atrelando a idéia de memória ao conceito de duração. Sua nova interpretação sobre o tempo esclarecia que vamos do passado ao presente e, portanto, da lembrança à percepção. Esclarecendo que a relação entre presente e passado para Bergson não se sustenta na idéia de sucessão, mas sim na coexistência (Deleuze, 1999) - onde o presente não cessa de passar e o passado, de ser -, surge uma constatação fundamental: a de que este passado que não cessa de ser e diante do qual todos os presentes comparecem não precisa ser preservado quantitativamente. O cérebro se encarrega de extrair do passado o que dele interessa – em vez de acumular simplesmente –, sendo o sentido das lembranças o resultado dos afetos investidos.

“A questão: onde as lembranças se conservam? implica um falso problema (...) Procedese como se as lembranças tivessem de se conservar em alguma parte, como se o cérebro, por exemplo, fosse capaz de conservá-las. Mas o cérebro está por inteiro na linha de objetividade: ele não pode ter qualquer diferença de natureza com os outros estados da matéria (...) A lembrança faz parte, ao contrário, da

¹⁰⁷“Hay que hacer mediciones en múltiples lugares simultáneamente y luego analizar la coordinación temporal precisa de todas esas relaciones (...) Esa interrelación dentre los múltiples procesos se consigue através de una sincronización precisa de actividad rítmica, o sea que la correlación neuronal de un objeto visual es la actividad simultánea y sincronizada de un enorme número de neuronas distribuídas em diferentes lugares del cérebro.” [tradução nossa]

linha da subjetividade. É absurdo misturar as duas linhas, concebendo o cérebro como reservatório ou substrato das lembranças (...) As lembranças só podem se conservar 'na' duração. Portanto, é em si que a lembrança se conserva (...)" (Deleuze, 1999, p. 41)

Considerando que os afetos estruturam as percepções e recordações, como já afirmava Freud, as experiências da memória são eminentemente de natureza subjetiva – o que põe em questão a localização das lembranças e o seu caráter de permanência. Do mesmo modo, esta premissa também reconfigura a tese da memória como um conjunto de lembranças fixas, ainda que reativadas pelo sistema límbico. Uma das hipóteses hoje – a do darwinismo neural, de Gerald Edelman – é a de que haja um movimento contínuo de recriação, de recombinação criativa dos fragmentos mnemônicos de acordo com as experiências passadas, com os desejos do presente e a carga afetiva embutida. Ou seja, trata-se de um processo legítimo de subjetivação, onde o indivíduo busca a combinação dos fragmentos, a leitura dos estímulos externos, que mais esteja de acordo com seu passado e seu presente. Deste processo depreendem-se duas máximas: 1. há tendências nestas 'recriações', nestes 'atos de imaginação' (a idéia é de aprendizagem e seleção natural em direção aos estímulos que reforcem o prazer e otimizem as experiências anteriores) e 2. existe uma forma pró-ativa de lidar com a memória, revendo o passado e o seu sentido à luz do presente. O cérebro talvez siga um processo naturalmente algorítmico (no sentido empregado por Dennett), onde umas e não outras opções se dão.

No modelo de darwinismo neural de Edelman - que refuta a idéia de memórias fixas e acumuladas e envolve combinatória, aprendizagem e recriação mnemônica, são os afetos que ocupam lugar de destaque, cabendo a eles classificar, peneirar e construir as percepções. Há um mecanismo de seleção natural não só do que se processa como percepção (e do modo como ela se dá), como também daquilo que deverá se constituir como lembrança. A recordação não é objetiva, portanto. Antes ela é produto do modo subjetivo com que uma dada percepção do estímulo (visual, tátil, auditivo) se deu. Por isso, percepção e reconhecimento não são funções independentes.

Desde a teoria da localização, cuja origem remonta ao século XIX, muitos pesquisadores estudaram a relação entre mente e corpo, apresentando propostas científicas diferenciadas sobre a memória, no âmbito das Ciências Cognitivas. Mas os estudos de Paul Broca, na segunda metade do século XIX, revelaram-se, naquela época, de tal modo convincentes que durante muito tempo apostou-se na localização de funções e nas lembranças permanentes. Broca demonstrou haver uma relação entre dano cerebral e perda de linguagem – e, depois dele, muitos estudos no campo da neurociência partiram do pressuposto de que regiões específicas do cérebro eram responsáveis pelos sentidos, pela fala, pela memória e por várias funções orgânicas. No caso específico da memória, o século XIX vai apresentar uma reflexão que reforça ainda mais a idéia de localização de funções, aproximando-a conceitualmente à noção de arquivo:

(...) No final do século XIX, muitos neurologistas haviam concluído que o cérebro consistia num conjunto de regiões funcionais altamente especializadas. Havia centros mnemônicos para as ‘imagens visuais das palavras’, ‘as imagens auditivas das palavras’, e assim sucessivamente. A incapacidade de recordar, portanto, podia ser explicada como a perda de uma imagem mnemônica (ou centro mnemônico) específica, ou como a incapacidade do cérebro de ‘vasculhar seus arquivos’, em virtude de uma ruptura nos nervos de ligação (...) A consequência teórica mais importante desses estudos foi a doutrina da localização das funções” (Rosenfield, 1994, p. 5).

Embora o pensamento do século XIX sobre a localização da memória se mostre hoje questionável não só para representar o cérebro humano, mas também o próprio modelo de inteligência artificial, cabe observar como ambos - o cérebro e a máquina - tornaram-se metáfora um do outro ao longo do tempo. Se, por um lado, buscou-se aprimorar a máquina tomando por base o funcionamento do cérebro, por outro, as teorias da mente, na década de 60, partiram do computador como modelo que permitia entender, de modo simplificado, o processamento da informação no cérebro. O uso do computador como metáfora para a mente parecia natural, já que se acreditava que o cérebro funcionava como um operador simbólico, que efetuava inferências lógicas sobre o conteúdo assimilado pelos sentidos.

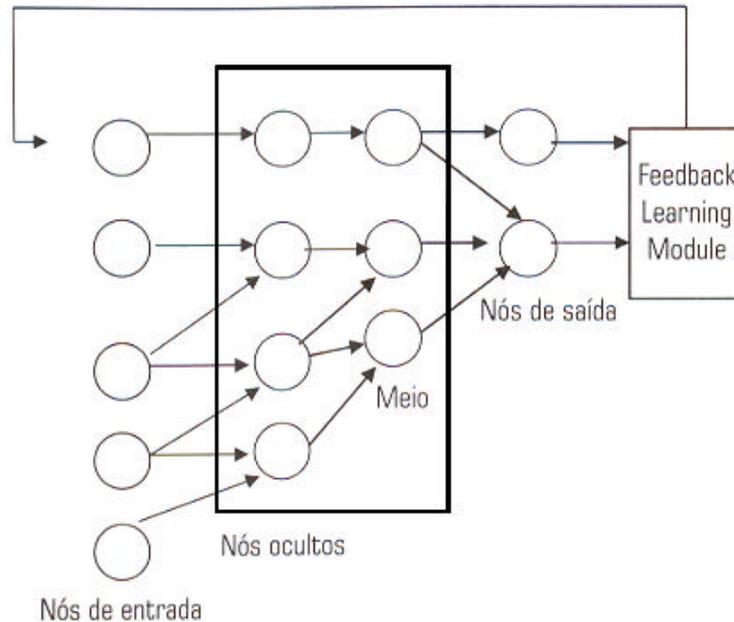
Esta abordagem, que se manteve forte até fins da década de 70, acabou gerando modelos cognitivos que assimilaram alguns princípios então observados pelas máquinas: processamento serial, operações algorítmicas e um centro de controle (cf. Elman). Neste modelo, chamado de simbolista, a mente é seqüencial e centralizada e sua força reside na capacidade do processamento simbólico. Como modelo tipicamente lógico e não físico, o cérebro executa “inferências lógicas sobre proposições captadas pelos sentidos” (Navega, 2001). Uma das grandes contribuições do modelo simbolista foi evidenciar a possibilidade de explicar a cognição através de uma representação explícita e formal (Neisser apud Elman).

Mas as diferenças entre cérebro e computador começam a aparecer, de modo que outras tentativas de explicação para o funcionamento da mente se desenvolveram no campo das neurociências, apostando na complexidade dos neurônios biológicos. Isto explica em parte o fato do modelo de neurônio artificial de McCulloch e Pitts (1943) – que afirmava a viabilidade de qualquer procedimento computacional por uma rede de neurônios – não ter encontrado prontamente ressonância nas teorias cognitivas, embora sua influência seja indiscutível nas descobertas ocorridas na neurociência computacional.

A partir da década de 80, entram em cena, com mais vigor, as teorias conexionistas do cérebro que, ao contrário da abordagem simbolista, não comparavam o cérebro a um computador digital, como se a ele coubesse apenas processamento lógico de operações. Isso não significa, entretanto, que o computador seja abolido desta perspectiva, uma vez que os neurônios são usualmente modelados em computador, constituindo as chamadas redes neurais artificiais. Aliás, a abordagem conexionista ganha fôlego a partir de uma coletânea de artigos de Geoffrey Hinton e Jim Anderson, em 1981, propondo um modelo computacional alternativo para entender a cognição – onde o enfoque recorria à idéia de memória associativa e processamento paralelo da informação.

De acordo com este paradigma, a inteligência provém de conexões entre elementos simples, sendo a mente paralela no tempo e distribuída no espaço.

Um dos pontos fortes dos modelos cognitivos que seguem o conexionismo é a ênfase sobre as condições de treinamento e aprendizado da arquitetura associativa que se forma. Observando a rede neural representada abaixo, usada para fins de **data mining**, fica mais fácil entender os mecanismos que estão em jogo no cérebro, cujo funcionamento é tipicamente não-linear.



“Os nódulos são conectados como uma rede e funcionam paralelamente. A primeira fase de nódulos é composta pelos nódulos de entradas. Eles recebem o input das variáveis fornecidas pelo banco de dados, transformando-no de acordo com uma função (chamada função de ativação), produzindo uma informação de saída que será enviada à próxima fase de nódulos. Esta, por sua vez, receberá diversas informações dos nódulos de entrada como seu input. Essa fase é formada pelos nódulos ocultos, que, em redes neurais mais complexas, podem formar diversas camadas. Por fim, tem-se os nódulos de saída. Estes processam as informações recebidas e produzem uma resposta, mas não a enviam para outro nódulo, pois esta saída já é o resultado final da rede. Para o caso de modelos de previsão, o nódulo de saída já representa um valor preditivo” (Barbieri, 2001, p. 200).

Grosso modo, pode-se dizer que as redes neurais estão entre as grandes apostas para se descobrir e simular a cognição humana, apesar das visíveis diferenças entre neurônios biológicos e artificiais. Algumas conquistas neste campo são evidências inquestionáveis do quanto já se andou. Com as redes

neurais, por exemplo, a máquina se torna hábil para reconhecer padrões tipicamente humanos, como rostos e vozes, e é capacitada a oferecer, por conta do aprendizado que comporta, soluções para problemas concretos como controle de qualidade e decisões logísticas, definindo as melhores rotas para entrega de mercadorias.

Como importante ferramenta de mineração de dados – e compondo, junto com lógica *fuzzy* e computação evolutiva¹⁰⁸ o que se convencionou chamar **Inteligência Computacional** –, as redes neurais prometem mais do que a solução para questões cotidianas. Muitos pesquisadores apostam nesta vertente, acreditando que tais redes “possuem um grande potencial na resolução de problemas que requerem intenso processamento sensorial humano” (Monard, Baranauskas, p. 94). Acrescenta-se que as aplicações das redes neurais, por conta da não-linearidade com que lidam, oferecem contribuições para a decisão (inclusive organizacional) em casos onde os especialistas humanos podem facilmente falhar: da identificação prévia de consumidores que estarão mais propensos a trocar de marca (*churning*) à definição de um perfil que aponte para os prováveis fraudadores de um cartão de crédito, passando por previsões altamente complexas, como é o caso das flutuações no mercado financeiro (Barbieri, 2001).

RNAs também lançam luz sobre os sistemas considerados ‘caixa-preta’, ou seja, de entendimento precário por parte dos seres humanos. Nestes casos, as redes neurais fornecem resultados de aplicação prática, o que não significa que uma explicação do resultado seja possível. Este tipo de aplicação, aliás, nos dá uma pista do alcance e das implicações do **data mining**, à medida que suas ferramentas permitem atuar sobre padrões cujos contornos são apenas sinais.

¹⁰⁸ A computação evolutiva, junto com lógica *fuzzy* e redes neurais, compõem a Inteligência Computacional (IC). A lógica *fuzzy* vem ganhando espaço quando o assunto é tomada de decisão, já que aproxima, de certo modo, a decisão computacional do modo como os seres humanos decidem, introduzindo alternativas carregadas de incerteza e que vão além do binário ‘sim’ ou ‘não’ – ‘um pouco mais’, ‘talvez sim’, ‘não ainda’ (Tafner, Xerez, Filho, 1995). A Computação Evolutiva (CE), por sua vez, constrói modelos computacionais que propõem soluções adaptativas (portanto de aprendizado) para sistemas que se encontram em ambientes dinâmicos. Entre as aplicações da CE (e aplicação de algoritmos genéticos é só um dos braços que compõem computação evolutiva), encontramos: otimizar rotas de veículos ou de robôs móveis, simular comportamento de preços e configurar sistemas complexos (Carvalho, Braga, Ludermir, 2003).

Contudo, apesar de suas inúmeras aplicações, as redes neurais artificiais revelam-se débeis quando se trata de reproduzir o funcionamento do cérebro. Neurônios biológicos são naturalmente complexos – compreender o modo como buscam “padrões e regularidades nos impulsos que saem de nossos aparelhos sensoriais” (Navega, 2001) só será possível à medida que se entender a dinâmica do cérebro no processamento da informação. Este tem sido o calcanhar-de-Aquiles dos neurocientistas e está longe de ser resolvido pelas redes neurais convencionais.

Pode ser que, dentro de um modelo preditivo, os alcances das redes neurais e de outras ferramentas de inteligência artificial já sinalizem contribuições suficientes para evidenciar os contornos que a sociedade vem adquirindo. Pode ser, também, que a robótica já nos presenteie com modelos capazes de substituir humanos em situações de risco, como é o caso do *Ultimus Spider*, um robô criado por pesquisadores australianos, com a finalidade de eliminar minas em zonas militares. Entretanto, simulações dos aparelhos sensoriais e das habilidades perceptivas, que esbarram nas particularidades sensório-motoras dos humanos, nos trazem de volta aos neurônios biológicos. É provável que a resposta não esteja integralmente na abordagem neurofisiológica do cérebro – até porque sensibilidade, experiência consciente e emoção não se reduzem a uma análise do cenário físico-químico em que estas interações neuronais acontecem –, mas, certamente, é a hipótese das oscilações dos grupos de neurônios biológicos que têm proporcionado novas perspectivas para a simulação de heurísticas humanas. Por esta razão, o modelo conexionista tem cedido lugar a outras abordagens sobre o cérebro – algumas bastante recentes – partindo da condição não-linear de seus neurônios e do comportamento por isso mesmo oscilatório que apresentam (Navega, 2001).

As pesquisas de Wolf Singer seguem nesta direção. Três conclusões aparecem com clareza em suas idéias: 1. as informações e funções sensoriais são armazenadas de forma distribuída – a percepção não segue, de forma linear, dos sentidos para áreas específicas do cérebro; 2. Grupos de neurônios oscilam de modo sincronizado – conhecer a dinâmica não-linear destas

oscilações pode lançar luz sobre o fenômeno da consciência (*easy problem* de Chalmers); 3. analisar a correlação temporal, ‘medindo’ as descargas neuronais e verificando ativações em seqüência (padrões) no comportamento destes grupos de neurônios, pode ser a saída para entender certos processos cognitivos, como é o caso da visão.

Em 1989, Wolf Singer e Charles Gray fizeram uma pesquisa com gatos, registrando a atividade simultânea de vários neurônios do córtex visual¹⁰⁹. Concluíram que havia uma correlação temporal na ativação destes neurônios e que isso acontecia de acordo com ‘as características perceptuais dos objetos de estímulos’ (Haase, 1997). A experiência foi de tal modo significativa que proporcionou desdobramentos. Assim como o código de barras gerou uma revolução que hoje permite organizar, de modo preditivo, não só a comunicação com clientes e fornecedores, mas toda a logística envolvendo produtos, assim também alguns pesquisadores acreditam que seja possível descobrir uma espécie de código de barra para processar a informação associada aos diversos processos cognitivos. Vitor Haase descreve a tese de Henrique Del Nero, coordenador do Núcleo de Ciências Cognitivas do Instituto de Estudos Avançados da USP, que pode ser entendida como um prolongamento dos estudos de Wolf Singer: “(...) o período das oscilações que possibilitam essa sincronização na atividade de neurônios espacialmente segregados pode constituir uma espécie de código de barras que processe a informação de modo analógico, dinâmico e sensível às variações contextuais”¹¹⁰.

Afora as discussões sobre a natureza da consciência, os resultados das pesquisas neurocientíficas têm apontado, como os estudos de Wolf e Edelman

¹⁰⁹ Em recente artigo para a Revista de Psiquiatria do Rio Grande do Sul (SciELO), a experiência foi descrita da seguinte forma: “os neurônios que se encontram localizados em distintas áreas do córtex visual respondem ao objeto percebido disparando potenciais de ação simultaneamente. Para [Wolf Singer et al.], as oscilações de 40 Hz no córtex visual são a base neural do enlace no tempo, por meio de um mecanismo que sincroniza o disparo de uns neurônios com outros. Francis Crick e seu colega Christof Koch levam esta hipótese um passo à frente e sugerem que, talvez, descargas neuronais nes ta amplitude (em torno de 40 Hz, mas não tão baixo quanto 35 ou tão alta quanto 75) possam ser o ‘correlato cerebral’ da consciência visual”. Ver: SILVA, Maurício, FUHRMEISTER, Alida et al. Ver: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0101-81082003000400007&lng=pt&nrm=iso&tling=pt

¹¹⁰ O artigo de Vitor Geraldi Haase, médico neurologista e professor da UFMG, pode ser encontrado em <http://www.lsi.usp.br/~hdelnero/Resenhas4.html>.

assim o demonstram, para novas teorias acerca do funcionamento do cérebro – teorias que podem apresentar novos pontos de partida, inclusive para a Inteligência Artificial e as ferramentas que nela se fundamentam, como é o caso do KDD ou **data mining**. Paralelamente às descobertas de Singer e Edelman (cuja teoria vai na direção oposta ao dogma da localização de funções e da memória permanente), os estudos de compressão da informação também lançam luz sobre o quebra-cabeças cognitivo, podendo ser uma peça-chave para o entendimento de como se processa a informação no cérebro humano.

Gerard Wolff é um dos principais nomes ligados ao estudo da compressão da informação – teoria que mantém ligação estreita com as pesquisas em AIT. A idéia de Wolff de que o cérebro comprime o que recebe, eliminando redundâncias em busca de um modelo mais simples – e, portanto, mais eficaz – foi batizada como **SP Theory**, tendo suas raízes calcadas no conceito de **redundancy exploitation**, desenvolvido por Horace Barlow, da Universidade de Cambridge. Barlow, uma das maiores autoridades quando o assunto é compressão da informação em organismos inteligentes, acredita, entretanto, diferente de Wolff, que o cérebro só procede assim diante de uma razão que justifique o procedimento, ou seja, quando o organismo pode explorar esta compressão com fins específicos.

Sabendo-se que o cérebro procura “padrões e regularidades nos impulsos que saem de nossos aparelhos sensoriais (visão, tato, olfato)”, fica claro que, metaforicamente falando, existe um ‘esforço’ do cérebro para ‘garimpar’ um sentido nestas experiências sensoriais. Atrelado a um objetivo de exploração, o cérebro humano faria esta compressão das informações recebidas por meio dos sentidos. Vejamos um exemplo de como isso acontece. Vamos imaginar que um cachorro pára todo dia na porta da vizinha e que esta informação seja assimilada cotidianamente por um observador – a compressão, aqui, significa abstrair este fato na sua regularidade, a ponto de extrair-lhe um sentido. É neste ponto que compressão da informação e raciocínio indutivo (**e porque não dizer o abduativo**) se encontram. Acreditando que o cérebro procura regularidades e padrões, Barlow explica a intenção de sua teoria: ‘mostrar

como mecanismos neurais exploram as propriedades estatísticas regulares das imagens naturais” [sem perder de vista] “que também é necessário derivar uma vantagem do processo.”¹¹¹

É a partir das idéias de Horace Barlow que Gerard Wolff desenvolve os alicerces de sua **SP Theory**. A diferença é que Wolff acredita que a compressão acontece naturalmente no cérebro e não apenas quando existe a possibilidade de ‘explorar’ a informação (Navega, 2004). O conceito de compressão fica mais fácil de ser assimilado quando pensamos nos programas que zipam os arquivos do computador. De forma semelhante, o cérebro, assimilando a máxima de que menos é mais, zipa as informações que chegam pelos sentidos. A este respeito, explica Gerard Wolff:

“No mundo da computação, o termo ‘compressão da informação’ (ou ‘compressão de dados’) é normalmente associado com utilidades mais simples como WinZip (...) A compressão da informação é útil se você quer economizar espaço no disco ou ganhar tempo na transmissão de um arquivo; de outro modo, isto não parece ter nenhuma grande significância.

A compressão da informação pode ser interpretada como um processo de tentar maximizar a *Simplicidade* na informação (removendo ‘redundância’) e ao mesmo tempo reter, tanto quanto possível, o seu *Poder* descritivo e não-redundante. Daí o nome ‘SP’ que tem sido adotado para estas propostas. Eles serão descritos como ‘SP theory’ (...)¹¹²

De tudo o que foi dito, entende-se que as distâncias entre o humano e o maquínico se reduzem progressivamente. As últimas pesquisas no campo da

¹¹¹ “To show how neural mechanisms exploit the regular statistical properties of natural images” [but getting in mind that] it is also necessary to derive an advantage from the process” [tradução minha]. Para mais informações sobre compressão da informação ver: BARLOW, Horace. *The exploitation of regularities in the environment by the brain*. Rev. 21 Oct. 1999. Disponível em 19/03/2004 em: http://www.physiol.cam.ac.uk/staff/barlow/Hbb_sgl.html

¹¹² “In the world of computing, the term ‘information compression’ (or ‘data compression’) is normally associated with slightly utilities like WinZip (...) Information compression is useful if you want to economise on disk space or save time in transmitting a file but otherwise it does not seem to have any great significance / Information compression may be interpreted as a process of trying to maximise *Simplicity* in information (by removing ‘redundancy’) whilst retaining as much as possible of its non-redundant, descriptive *Power*. Hence the name ‘SP’ that has been adopted for these proposals. They will normally be referred to as the SP theory (...)” [trad. nossa]. Gerard Wolff disponibilizou na rede seu livro *Unifying computing and cognition: the SP Theory and its applications*. No início de março o livro ainda podia ser acessado pelo endereço http://www.cognitionresearch.org.uk/books/sp_book/book_january_2004.pdf. A publicação é de fevereiro de 2004. Outros *papers* mais introdutórios sobre compressão da informação podem ser encontrados no site do pesquisador: <http://www.cognitionresearch.org.uk/sp.htm>

neurobiologia e da neurofisiologia apontam para novas hibridações, mas, sobretudo, para um entendimento diferenciado acerca do funcionamento do cérebro. É provável que estas novas idéias germinem e definam novos lugares de ocupação da máquina, caso a luz que se lança sobre as habilidades perceptivas seja estendida também ao cenário (já não tão artificial) das máquinas e robôs. Acredita-se que será esta mecânica que, uma vez assimilada e reproduzida em computadores, vá re-definir as fronteiras entre homem e máquina. Podendo, quem sabe, dotar robôs de características mais humanas e menos maquínicas. Menos força e precisão. Mais heurística e inteligência.

6.6 – Sistemas Inteligentes e comunicação: algumas considerações

Há, certamente, implicações práticas à medida que a máquina responde, como prótese, às demandas preditivas do homem, mas o ponto talvez esteja mais no modelo de produção de sentido que se forma a partir daí do que, propriamente, na equiparação e substituição do humano pelo maquínico – uma tendência pouco provável de acontecer, como vimos até aqui. Do ponto de vista da **comunicação**, há questões importantes que articulam produção de sentido e regime de efetividade, já que o cálculo permanente do risco, viabilizado pelas ferramentas de extração de conhecimento e pelos sistemas inteligentes, permite a identificação prévia de tendências e a correção antecipada de rumos. Pode-se dizer que as tecnologias, hoje, atravessam e reconfiguram as práticas cotidianas – as várias ‘formas de fazer’, no dizer de Michel de Certeau. As mudanças são evidentes: Altera-se a incidência futura do ambiente sobre o corpo, por meio da medicina preventiva; a força das predisposições genéticas, pelo diagnóstico pré-natal; a condição de insolvência das empresas, por conta da análise do perfil do potencial inadimplente e as condições de fraude em um negócio, pela construção de um retrato virtual deste possível fraudador, quando ele ainda é só um rosto invisível. Com tantas alternativas, hoje, cabe uma pergunta: não existe a hipótese de um erro asséptico em série, quando as decisões (humanas) começam a pautar-se pela condição de resposta da tecnologia?

François Jullien fala em 'capital do efeito' para se referir ao regime em que a eficácia não encontra nada a se lhe opor. Esta busca ininterrupta da eficácia, aliás, parece ser uma característica tipicamente contemporânea, ainda que tenha estado presente em outros contextos sócio-históricos. Observa-se que este regime se fundamenta no cálculo permanente do risco, na otimização de procedimentos e na tentativa, pela hibridação entre humano e maquínico, de aumentar a performance das máquinas pela apreensão progressiva de heurísticas humanas. Embora haja vantagens significativas nas últimas descobertas neurocientíficas, as ciências humanas não podem se furtar de analisar as práticas discursivas subterrâneas que se 'invisibilizam' nas dobras das pesquisas cognitivas. O prisma probabilístico, a que já não podemos renunciar, implica correção antecipada de rumos, mas, também, vicia o olhar nas regularidades. Trata-se de desenhar, no cenário da sociedade de controle, uma "alternativa para a conduta": "em vez de fixar um objetivo para sua ação, deixar-se levar pela propensão; (...) em vez de impor um plano ao mundo, apoiar-se no potencial da situação" (Jullien, 1998, p. 30).

Talvez não seja tanto o caso de discutir se a máquina pensa ou se é inteligente, mas de considerar que um mecanismo de automatização de procedimentos - como o algoritmo - pode, por indução ou abdução, fundamentar uma parte significativa das decisões humanas que alimentam o preditivo no contemporâneo. Além disso, ainda que *conhecimento* e *decisão* tenham acepções próprias no âmbito tecnológico, são termos que, por sua vez, trazem à tona uma discussão mais ampla sobre a natureza do conhecimento (este que se constrói fora, no mundo, e em função das linhas de força e fratura que os dispositivos ora deixam ver, ora ocultam). Partindo desta perspectiva de exterioridade dos conceitos e da lembrança de que a tecnologia é um dispositivo recortado por linhas de poder, novas indagações aparecem, diante da intervenção inequívoca que presenciamos nas fronteiras do humano e do maquínico: quais os limites dos processos automáticos de aquisição do conhecimento, dentre eles o *data mining*? Que novas configurações de poder se desenham quando suas ferramentas conferem visibilidade à lógica subterrânea e não-linear do comportamento dos indivíduos? Que novos limites se estabelecem entre o humano e o maquínico quando as descobertas

científicas apontam para um encurtamento das distâncias por conta dos avanços no entendimento da percepção humana?

Tomemos como exemplo os estudos de Horace Barlow e Gerard Wolff, que nos mostram que o cérebro funciona como um *compressor de dados* – melhor dizendo, que nós comprimimos a informação tão logo ela nos chega por meio dos nossos sentidos. Isso nos leva a crer que há uma relação direta entre o raciocínio indutivo e a compressão da informação que o cérebro processa. Se assim for, que novas fronteiras serão traçadas entre o computador e a mente, já que mais um tijolo terá sido cimentado em direção à solução do velho enigma – de como, efetivamente, representamos a informação? Que novas ferramentas tecnológicas vão advir desta decifração que, longe do território das máquinas, ainda lhe acena com novas possibilidades para os sistemas inteligentes?

Observar o discurso que atravessa estes sistemas inteligentes, aliás, é uma forma de cartografar as linhas de força (e ruptura) que tais dispositivos comportam. Se no século XIX, em um cenário onde a vigilância demarca as práticas discursivas, observamos uma lógica formal fazendo os fenômenos falarem em sua verdade – de acordo com um regime de enunciação que expurga as ambigüidades do entendimento – nos séculos XX e XXI, onde a predição é a palavra de ordem e marca a prática discursiva, sistemas especialistas seguem uma rota diferente. A máxima agora é outra: submeter o Conhecimento e as heurísticas humanas a uma formalização, de modo a produzir não mais uma verdade – já que verdade, hoje, é perspectiva – mas soluções possíveis dentro de um regime de efetividade. Regime que permita atuar sobre as circunstâncias, calcular riscos e garantir uma atuação mais eficaz sobre as probabilidades. A tecnologia se consolida como o suporte que confirma, por uma análise permanente dos fluxos, o regime de efetividade.

Quando Deleuze fala sobre o controle como prerrogativa dos computadores (1992), a rede é uma das imagens que logo nos salta aos olhos - esta rede que, inicialmente, nos acena como um *espaço liso*, não-cartografado, que convida a uma produção de subjetividade. Mas, é neste espaço liso que o fluxo

se mostra com toda a sua força, dentro da lógica do rizoma e de um modelo acentrado que aproxima nossas sociedades à geometria dos grafos. Contrapõe-se a este arranjo, certamente, o panóptico do modelo disciplinar, onde a tecnologia, se fala alguma língua, é a da vigilância, longe da mecânica de positivação do risco. Isso não significa que as linhas de força, hoje, seja menos rígidas; apenas, diferentes.

Cartografado pelo consumo e pela comunicação tecnológica, este espaço liso perde a característica que o define. Tanto o modelo hidráulico (que aposta nos fluxos) quanto a máquina de guerra – conceitos deleuzeanos relacionados à conservação do espaço liso e das suas condições de subjetividade – são submetidos, no contemporâneo, a uma comunicação que busca efetividade e predição. Logo, fluxos e espaços lisos são, respectivamente, controlados e estriados. A tecnologia, que inicialmente apostava na autonomia de sentido das redes, se desenha como a ferramenta que cartografa fluxos e constrói atalhos rumo a uma análise de propensões.

Depois de precisar os contornos possíveis desta interface homem-máquina – mostrando que a assimilação progressiva de heurísticas humanas não é ficcional, mas, antes, um objetivo com metas já alcançadas – passamos à tese propriamente dita: mostrar as relações de vizinhança entre o ***data mining*** como ferramenta de extração de conhecimento e o raciocínio abduutivo, procurando evidenciar como os dispositivos tecnológicos caminham, depois da assimilação da indução probabilística, para uma possível automatização da abdução.

7. KDD: o sentido é um fio invisível

“A verdade é que todo edifício do nosso conhecimento é uma estrutura emaranhada de puras hipóteses, confirmadas e refinadas pela indução. O conhecimento não pode avançar nem um pouco além do estágio do olhar que observa despreocupado, se não fizer, a cada passo, uma abdução”

Charles Peirce

Objetivo do capítulo: *Mostrar como a abdução - categoria redescoberta por Charles Sanders Peirce - ganha importância, no cenário contemporâneo, como argumento comunicacional. Apresentar a abdução, ao lado do raciocínio indutivo, como uma prática discursiva que caracteriza o **data mining**, em especial o KDD – Knowledge Discovery in Databases, evidenciando pontos de contato entre a perspectiva do KDD de descoberta de padrões e a idéia subjacente ao raciocínio abduutivo de gerar conhecimento novo. O capítulo procura defender a tese de que o contemporâneo, no seu regime de efetividade, tende a estimular a abdução pela via tecnológica, estimulando não só a descoberta de novos nexos que garantam maior performance e positividade do risco, como uma tendência futura de automatização do raciocínio abduutivo.*

7.1 – Data Mining: garimpendo sentido por fios invisíveis

O **data mining**, também conhecido como mineração ou garimpo de dados, tem se revelado um dos conceitos mais inovadores e eficazes dentro do regime de efetividade que caracteriza o contemporâneo. Não só tem funcionado como combustível para os ambiciosos propósitos da Inteligência Artificial, como tem oferecido contribuições valiosas para oxigenar pesquisas científicas em campos diversos e processos de tomada de decisão nas empresas.

Trata-se de buscar *padrões ocultos* em massas de dados, que encontramos em *data warehouses* corporativos ou Bases de Conhecimento de sistemas inteligentes. Como conceito que envolve Estatística, Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina, o *data mining* garimpa informações de valor estratégico que estão invisíveis nas ‘dobras’ dos registros, permitindo a identificação de tendências para uma visão preditiva de cenários futuros e a descoberta de novos padrões entre dados, nem sempre perceptíveis ao analista humano. Há várias definições de *data mining*, sendo que a mais aceita ainda é a de Usama Fayyad (1996). Para efeito de comparação, segue outra definição mais adiante:

“Extração de conhecimento de Base de Dados é o processo não-trivial de identificação de padrões válidos, novos, potencialmente úteis e compreensíveis embutidos nos dados” (Fayyad, Piatetsky-Shapiro, Smyth, 1996).

“mineração de dados é um processo analítico desenhado para explorar grandes massas de dados à procura de padrões consistentes e/ou relacionamentos sistemáticos entre variáveis, e então validar os achados aplicando os padrões detectados para novos conjuntos de dados. O processo consiste de quatro estágios básicos: (1) preparação dos dados, (2) exploração, (3) construção do modelo (ou definição de padrão), e (4) validação/verificação.” (Rowe, Cilione, 2000)¹¹³.

Embora redes neurais e outras ferramentas de Inteligência Artificial não sejam novidade, pode-se dizer que o conceito de *data mining* é bastante recente, tendo pouco mais do que dez anos. Considerado uma das etapas do KDD¹¹⁴ – *Knowledge Discovery in Databases* –, o termo usualmente se confunde com o

¹¹³“Data mining is an analytic process designed to explore large amounts of data in search for consistent patterns and/or systematic relationships between variables, and then to validate the findings by applying the detected patterns to new subsets of data. The process consists of four basic stages: (1) data preparation, (2) exploration, (3) model building (or pattern definition), and (4) validation/verification.” (Rowe, Cilione, 2000). Para mais informações, ver: ROWE, Ken; CILIONE, Patrick. *Data Mining and Neural Networks Analysis* Disponível em <http://acspri.anu.edu.au/newsletter/news42/DataMining.html>

¹¹⁴ O KDD envolve, basicamente, dois momentos principais: a preparação dos dados e a mineração propriamente dita (*data mining*). Há várias etapas que descrevem todo o processo e os pesquisadores do tema nem sempre se acertam em relação a esta informação. Fayyad, Piatetsky-Shapiro e Smyth propõem nove etapas; Weiss e Indurkha, quatro; Rezende, Pugliesi, Melanda e Paula sugerem apenas três. Fayyad, que é a referência, apresenta os seguintes passos: estudar a base de conhecimento, selecionar um conjunto de dados-alvo, limpar os dados, escolher os que são realmente úteis, definir a técnica de mineração, definir as ferramentas de *data mining* (*redes neurais, árvores de decisão, etc*), garimpar os padrões propriamente ditos, interpretar os dados obtidos e aplicar o conhecimento adquirido.

próprio processo do qual faz parte. Dito de outro modo: KDD é o processo, com múltiplas etapas, que tem por finalidade a extração de conhecimento de bases de dados, seja permitindo predições, seja promovendo a descoberta de conhecimento, quando a informação disponível é insuficiente e espera-se que o próprio sistema sugira questões ou pontos de partida (como no caso da correlação entre produtos em carrinho de supermercado). *Data mining*, por sua vez, seria uma das etapas principais do KDD, aquela que, por meio de algoritmos previamente escolhidos, irá garimpar os padrões, transformando dados em conhecimento.

Em torno dos dois conceitos há ainda muito desencontro de informação, dificultando o desenho de um modelo que unifique ferramentas e técnicas – que, aliás, já não são poucas. O problema se justifica, em parte, pela natureza transdisciplinar do *data mining*, já que ele envolve abordagens muito diversificadas, que vão de modelos estatísticos a métodos de inteligência artificial (como redes neurais e algoritmos genéticos), passando por técnicas orientadas para *database*, *data visualization*¹¹⁵ e Representação da Base do Conhecimento, onde complexos sistemas de programação são chamados para representar o domínio. (Meneses, Grinstein in Ebecken, 1998). Contudo, a dificuldade de parametrizar o KDD tem também outros motivos – a novidade do tema e a força com que tem impactado pesquisadores no mundo inteiro. KDD é um processo tão novo que, mesmo surgindo em 1989, só vai ter a sua primeira conferência mundial em 1995 e, como não poderia deixar de ser, durante uma das IJCAIs, conferências que reúnem pesquisadores de ponta sobre temas de Inteligência Artificial. (Amaral, 2001).

Do ponto de vista prático, o *data mining* toma a forma de softwares de IA que aplicam ferramentas matemáticas e estatísticas nas bases de dados, em busca de padrões escondidos, seja para modelagem de prognóstico, descoberta de conhecimento novo ou análise de desvios. De um modo geral, suas ferramentas permitem: 1) descobrir padrões ocultos de informação; 2) criar

¹¹⁵ *Data Visualization* emprega métodos de visualização da informação que ‘convocam’ o sistema visual humano para ajudar na identificação de padrões. Uma das vantagens desta técnica é que ela pode mostrar tendências e relações entre dados por meio de desenhos que os números ainda não poderiam evidenciar.

novos parâmetros para entender o comportamento de certas variáveis; 3) identificar tendências e, com base nelas, fazer prognósticos; 4) traçar perfis (de consumidores, pacientes, espectadores); 5) analisar fatores de risco.

É o *data mining* que oferece recursos, por exemplo, para que uma empresa identifique afinidades nem sempre visíveis entre seus produtos, aumentando o resultado de ambos pela proximidade visual nos pontos de venda ou, ainda, otimizando a comunicação promocional. Estas correlações podem acontecer simultaneamente ou, ainda, em um período de tempo cuja regularidade facilmente nos escaparia. Afinal, como saber que determinados consumidores de lasanha congelada tendem a comprar, duas semanas depois, talvez como compensação, cereais integrais?

Correlações são bastante úteis, também, no mercado financeiro. Com elas podemos descobrir, por exemplo, que “quando uma ação X tem o seu preço aumentado em 10% durante um período de 5 dias, uma outra ação Y será aumentada de 5 a 8% na semana subsequente” (Barbieri, p. 186). Esta é uma aplicação que evidencia bem a mudança que o tecnológico propicia no modo de produção de sentido contemporâneo: o futuro como possibilidade não só rearticula as ações do presente na direção de uma positivação do risco, como ainda redimensiona o peso do passado no desenrolar de um fenômeno. No caso acima, o valor da ação Y dependerá, na verdade, de quem tiver acesso à informação e do interesse particular no desempenho de Y: sabendo que seu valor vai aumentar como consequência da ação X, um investidor corporativo tanto pode atuar para que o fato não se concretize – a ação Y não suba 5 a 8% –, como pode analisar os riscos e otimizar a performance dos seus investimentos.

As mesmas técnicas que explicam “como certos fatos e eventos acontecem associados” (p. 184), servem também para identificar padrões de fraude e apontar clientes potencialmente inadimplentes, o que transforma o *data mining* em uma ferramenta poderosa de análise de crédito (*credit scoring*). O campo de atuação é de tal forma vasto que vem despertando a atenção do mundo dos negócios, longe dos laboratórios de pesquisa em IA. As ferramentas de *data mining* otimizam o processo decisório nas empresas, permitindo que elas

remodelem suas estratégias de comunicação, suas operações de atendimento ao cliente, a logística de seus produtos e até mesmo procedimentos que se mostrem inadequados na cadeia de produção. Um exemplo que evidencia a contribuição do KDD para as decisões de marketing e comunicação é a análise de *churning*, mediante a qual as empresas podem, preditivamente, identificar grupos de clientes que se mostram mais propensos a uma troca de marcas, optando pela concorrência. Outra possibilidade seria otimizar a taxa de resposta usual de clientes a ferramentas de comunicação como malas-diretas, já que sabendo das expectativas e demandas dos *targets*, as empresas podem rever seus critérios de envio de material e a natureza da informação destinada. A tecnologia mais um vez otimiza performance e permite correção antecipada de rumos.

A própria configuração dos produtos e serviços se modifica diante das perspectivas do KDD. Se hoje se tornou viável falar em fidelização de clientes – e esta é uma estratégia que evidencia o quanto nos distanciamos das técnicas de poder de uma sociedade disciplinar – é porque, antes, a tecnologia propiciou a entrada em cena dos sistemas flexíveis de manufatura e das ferramentas de personalização na comunicação. O KDD, neste cenário, contribui à medida que algoritmiza o controle de qualidade de processos produtivos e permite o pronto atendimento das demandas ‘tecnologicamente’ identificadas.

O *data mining* pode servir para traçar, por exemplo, um perfil do cliente de seguradora que possa pagar um preço menor por um seguro de automóvel, em função de características que o incluam num grupo onde a incidência de acidentes é menor. O resultado: a possibilidade de vender apólices individualizadas, considerando as particularidades dos grupos e a maior ou menor probabilidade de uso do seguro. Novamente, positivamente do risco – a diminuição do preço da apólice não reduz os ganhos da empresa. Ao contrário, ela descobre justamente um modo de explorar um nicho não evidente de mercado. Enquanto a concorrência estabelece um mesmo preço para todos os usuários de seguro, a empresa em questão surpreende por oferecer produtos *sob medida*. E esta é, sem dúvida, a tendência da sociedade de consumo,

razão mais do que suficiente para apostarmos em uma progressiva mudança no *ethos* da comunicação.

Há alguns casos clássicos de *data mining* que denotam seu poder de alcance. O mais conhecido deles, que até hoje não se sabe se é lenda ou fato verídico, é o da Wall Mart, maior cadeia varejista do mundo. Realmente, sabe-se que a empresa conta com cerca de 7 terabytes de dados e vinha desenvolvendo, desde 1997, aplicações de *data mining* com redes neurais, com o objetivo de prever o comportamento de venda de seus 100.000 produtos espalhados pelos 3000 pontos de vendas. Daí por diante começa a história que não se sabe dizer se aconteceu. Conta-se que a Wall Mart conseguiu aumentar em 30% seu faturamento por colocar em gôndolas próximas fraldas de bebê e cerveja. As redes neurais teriam garimpado esta associação estranha entre produtos, ao identificar que executivos, a caminho de casa na sexta-feira à noite, passando no supermercado para comprar fraldas, costumavam comprar cerveja junto. Só com base nesta correlação entre produtos de natureza diversa – correlação que, diga-se de passagem, dificilmente um analista de mercado conseguiria mapear de primeira – a Wall Mart teria conseguido ampliar consideravelmente suas vendas de cerveja. Lenda ou não, a correlação como técnica tem valor inquestionável, uma vez que abre espaço para levantar novas questões, para *garimpar conhecimento potencialmente novo*.

Há outros casos que a mídia publicou recentemente. O Banco Itaú, por exemplo, teria conseguido otimizar o envio de suas malas diretas através de ferramentas de *data mining*. A partir da análise permanente da movimentação de seus correntistas, o Itaú não só reduziu em 80% seus gastos com correspondência, como também aumentou a taxa de resposta de suas malas diretas de 2% para uma média de 30%, apenas adequando sua comunicação de acordo com o perfil de seus clientes. A Sprint, por sua vez, no mercado americano de telefonia, teria conseguido prever, com uma margem de 61% de segurança, se haveria troca pela concorrência em um período de dois meses. Com os resultados na mão, teria evitado não só a perda de um grupo de

120.000 clientes como um rombo no faturamento da ordem de US\$ 35 milhões¹¹⁶.

Mas não é só no cenário corporativo que o *data mining* estende suas aplicações. O investimento científico em KDD tem crescido diante da perspectiva de entender fenômenos que acontecem em campos tão diversos como geografia, biologia molecular, engenharia genética e biociências. No campo da Geografia, por exemplo, existem alguns percalços relativos à dificuldade de formalizar a Base de Conhecimento – o que torna o uso da tecnologia mais oportuno ainda assim que se descobre a ferramenta certa. Cabe lembrar que quando falamos em representar um domínio geográfico, estamos falando de retratar um domínio de grande complexidade, tanto pelo volume de dados que demanda quanto pela natureza dinâmica dos fenômenos que comporta (Ganehan, 2001). Acrescente-se a isto o fato de tratar-se de uma cadeia indissociável de fatos geográficos – distribuídos por todo o globo terrestre – sofrendo múltiplas e recíprocas influências (basta lembrarmos do efeito Borboleta). Mas apesar de todas as dificuldades, há esforços de pesquisas hoje para garimpar, nas massas de dados geográficos, anomalias e regularidades de valor potencial, atrelando esta busca a tentativas de refinar as Bases de Conhecimento (atividade tipicamente abdutiva). Usando *data visualization*, a Geografia vem conseguindo avançar, apesar dos percalços de seu domínio, nesta plataforma abdutiva:

“na ausência de mecanismos formais para representar e aplicar este conhecimento, muitos pesquisadores modificaram o problema para focar nas formas de empregar o humano como uma ligação direta no processo de solução do problema, mais do que simplesmente o consumidor dos resultados. Tais esforços estão tipicamente baseados em visualização como um meio de troca de conhecimento” (Ganehan, 2001)¹¹⁷.

¹¹⁶ Dissertação de mestrado apresentada à COPPE. RODRIGUES, Alexandre Medeiros. *Técnicas de Data Mining classificadas do ponto de vista do usuário*. Disponível em 5/4/2004 no endereço eletrônico: http://www.crie.coppe.ufrj.br/home/capacitacao/teses_mestrado/alexandre-rodrigues.pdf.

¹¹⁷ “In the absence of formal mechanisms for representing and applying this knowledge, many researchers have modified the problem to focus on ways to engage the human as a direct node in the problem-solving process, rather than simply the consumer of the results. Such efforts are typically based around visualization as the medium of knowledge exchange”. [tradução nossa]

Contudo, é no campo das Biociências que o ***data mining*** avança mais rapidamente, permitindo, entre outras coisas, definir perfis de tratamento, testar a importância de variáveis no aparecimento de doenças congênitas e hereditárias e simular resultados de experimentos para aprimoramento genético de espécies (o que certamente levanta questões éticas importantes quando se refere a possíveis experimentos humanos). Com o *data mining*, criam-se parâmetros para avançar em quatro direções básicas: 1) entender melhor as reincidências ou propensão a doenças; 2) descobrir afinidades entre quadros clínicos ou sintomatologias - o que nos permitiria descobrir novas doenças ou variações de suas formas; 3) encontrar o *estado da arte* na definição de tratamentos e medicamentos, com base nas características particulares do indivíduo; 4) prever a incidência de doenças em grupos com determinados históricos comuns.

O uso das ferramentas de ***data mining*** no campo da medicina preditiva aponta para uma série de avanços no campo da pesquisa - principalmente nas investigações feitas em engenharia genética, neurociência e psicofarmacologia. As técnicas de mineração de dados permitem que se acompanhe como um determinado tratamento está funcionando e que resultados vêm sendo alcançados diante da terapia adotada. Do mesmo modo, considerando os efeitos particulares dos medicamentos em face da fisiologia do indivíduo, a aplicação de modelos computacionais preditivos pode ajudar a identificar os procedimentos terapêuticos mais adequados. Mais ainda: pode-se, com eles, definir grupos de pacientes que extraem o máximo benefício de agentes terapêuticos, bem como descobrir aqueles que apresentam sensibilidade ou resistência a certas drogas, como, por exemplo, as usadas em quimioterapia. Sem esquecer que são estas técnicas e ferramentas que potencializam (abdutivamente) o conhecimento em sistemas especialistas, muitos dos quais voltados para diagnósticos médicos.

No campo da medicina biológica, estes modelos estatísticos e matemáticos - que utilizam correlações, análise de variância, regressão linear, métodos de predição (*forecast methods*) e *data visualization*, entre outros - prometem revolucionar ainda mais os tratamentos médicos. Diagnósticos individualizados

e precoces, identificação de predisposições genéticas e análise de risco constituem algumas das principais contribuições da tecnologia na prevenção de doenças e no controle das anomalias atreladas à hereditariedade. Ao mesmo tempo, pesquisas avançam no sentido de potencializar a máquina para reconhecimento visual e olfativo, de modo que estas habilidades perceptivas possam ser simuladas com maior detalhamento em sistemas. Neste sentido, redes neurais artificiais são capacitadas, hoje, para reconhecer faces, vozes e caracteres. Estudos conduzidos pelo Grupo de Pesquisa em Visão Cibernética, da Universidade de São Carlos, em colaboração com a Universidade de Minnesota, têm utilizado aprendizado de máquina não-supervisionado para o reconhecimento de padrões visuais. A tarefa a ser aprendida pelo sistema é a classificação das células da retina da salamandra. Embora não seja mamífero, as células da salamandra constituem uma boa fonte de estudo, já que “representam o último estágio de processamento neural na retina antes do envio dos resultados ao córtex visual, no cérebro”¹¹⁸.

7.2 – KDD: da predição à descoberta de padrões

Podemos dividir o KDD em duas vertentes principais: a **predição de tendências** e a **descoberta de conhecimento novo**. Também este ponto tem suscitado controvérsia entre alguns pesquisadores – e alguns deles, com certeza, teriam divergências quanto à própria definição do conceito de descoberta, tanto que preferem chamar de descrição.

Por conta do viés adotado nesta tese, que enfatiza justamente a segunda perspectiva – a da descoberta – partimos da definição de Weiss e Indurkha, para quem há duas apenas categorias: 1) a **predição**, onde o registro de casos anteriores permite avaliar o comportamento futuro de exemplos semelhantes; 2) **descoberta do conhecimento**, “onde problemas de descoberta do conhecimento geralmente descrevem um estágio anterior à predição, onde a informação se mostra insuficiente” (apud Meneses, Grinstein in Ebecken, 1998, p. 57).

¹¹⁸ Revista Ciência Hoje, vol. 30.

Assim, temos modelagem de prognóstico quando “experiências anteriores com respostas conhecidas são examinadas e generalizadas para casos futuros” (Amaral, 2003, p. 4). Neste patamar, estão as predições propriamente ditas – ou seja, a partir do modelo aprendido (supervisionado), o sistema classifica os casos que se comportam de modo semelhante. Um exemplo seria a concessão de crédito ou benefícios a determinado grupo de cliente (*credit scoring*). Depois de aprender com os exemplos oferecidos, o sistema é capaz de ‘distribuir’ os próximos clientes de acordo com os parâmetros assimilados. Observe-se que embora haja aprendizado de máquina e condição do sistema de prever o comportamento futuro de certas variáveis, não há conhecimento novo propriamente dito. O sistema não é chamado a suscitar questões ou propor pontos de partida. Weiss e Indurkha entendem que, nesta categoria, estariam as seguintes tarefas de *mining*: classificação, regressão e séries temporais¹¹⁹.

Na outra ponta do KDD, estão (mas não só) as associações e correlações ainda não descobertas. Não podemos dizer que as questões que aparecem aqui são de predição porque faltam, ainda, elementos que suportem o viés preditivo. No caso, espera-se que o sistema ofereça parâmetros iniciais e que tais parâmetros gerem um ‘rosto’ mais definido para o problema ou, pelo menos, para o início de uma investigação. Um exemplo que ajuda a compreender o mecanismo de descoberta do conhecimento é o do próprio aprendizado não-supervisionado. Ou seja, o algoritmo de aprendizado “analisa os exemplos fornecidos e tenta determinar se alguns deles podem ser agrupados de alguma maneira, formando agrupamentos ou clusters. Após a determinação dos agrupamentos, normalmente, é necessária uma análise para determinar o que cada agrupamento significa no contexto do problema que

¹¹⁹ A diferença básica entre classificação e regressão é que, na primeira, temos uma resposta em forma de verdadeiro ou falso, enquanto, na segunda, a resposta é numérica (Amaral, 2001, p. 4). Uma das aplicações da regressão é avaliar a possibilidade e os riscos de se conceder crédito e outros benefícios - cartão, cheque, taxas de juros - a correntistas, de acordo com seu comportamento (*behavior scoring*) (Barbieri, 2001). Já no caso das Séries temporais, o que temos é uma técnica estatística para prever fenômenos ao longo do tempo. Uma aplicação prática seria a previsão de demanda de estoques ou de produção para um período futuro. Previsões climáticas e estimativas de inflação também entrariam aqui (Barbieri, 2001, p. 208). Conforme observa Barbieri, estas séries podem se referir a outros parâmetros que não o tempo, sendo possível, por exemplo, “estudar o tráfego de jovens, crianças e adultos em um determinado ponto de um *shopping center*, [onde] a série analisada seria em função do espaço” (ibid, p. 208).

está sendo analisado” (Monard, Baranauskas in Rezende, p. 91). Como se vê, o algoritmo de aprendizado, apesar dos exemplos oferecidos, é quem vai ‘sugerir’ uma ordenação para os dados. E, a partir daí, o analista humano, observando os resultados do procedimento, identifica se o que foi ‘produzido’ (criado?) é verossímil e se tem valor para ser sustentado.

Sob certo prisma, a segmentação de bases de dados poderia ser analisada por este viés de descoberta de conhecimento (Amaral, 2001; Weiss, Indurkha, 1998), já que o sistema divide a carteira de clientes em grupos menores de acordo com os hábitos de consumo, evidenciando arranjos de combinação que sinalizam para pontos de similaridade e diferença entre os clientes – o que permitiria, aliás, a divisão em perfis e a identificação dos mais rentáveis. Alguns autores preferem separar segmentação de clusterização (divisão com a qual concordo, apesar da análise de cluster ser uma ferramenta de *mining* usada para segmentar bases de dados). É que na segmentação o sistema parte dos atributos presentes (Amaral, 2001), enquanto na clusterização propriamente dita parte-se do desconhecido. Ou seja, não se sabe ao certo, no início, o que há de ‘útil’ nos dados para dividi-los adequadamente em grupos ou *clusters*, e é preciso contar com o próprio processo para distinguir pontos importantes. O papel do sistema aqui é claro: sugerir uma forma útil de reunir os dados, estabelecendo uma ordem que confira sentido e que revele conhecimento novo sobre similitudes e diferenças antes não identificadas. Embora o papel do analista ou especialista seja fundamental aqui, parece nítido que há descoberta de conhecimento novo neste tipo de aplicação.

De acordo com a divisão proposta por Weiss e Indurkha (apud Meneses, Grinstein in Ebecken, 1998), a descoberta de conhecimento em KDD estaria, portanto, relacionada às seguintes tarefas de *mining*: regras de associação, detecção de desvio (fraude, por exemplo), segmentação de bancos de dados, clusterização, sumarização, mineração de textos e *visualization*.

Na mineração de textos, que até originou um ramo próprio de investigação que é o KDT (*Knowledge Discovery in Texts*), contribuições – oriundas do conhecimento novo que o *mining* permite garimpar dos textos, analisando,

entre outros pontos, sua semântica – têm sido acrescidas a campos de saber diversos, como é o caso da genética e da pesquisa de proteínas (Ebecken, Lopes, Costa *in* Rezende, 2003). Há, no cenário de negócios, algumas propostas em andamento quanto ao estudo das comunicações com o cliente. Do ponto de vista prático, entretanto, o caminho ainda deve avançar: “aplicações não tão pretensiosas já se encontram implantadas, como a categorização automática das mensagens de correio eletrônico em bancos de investimento e a extração automática de resumos a partir de documentos pesquisados, realizada por alguns mecanismos de busca na web” (ibid, p. 338).

Futuramente, este último ponto deve se mostrar bastante útil para os projetos de *Competitive Intelligence*, à proporção que as empresas tenham acesso a informações *ocultas* sobre seus concorrentes, garimpadas nos documentos pesquisados na web (balancetes, relatórios anuais, *releases*, *white papers*). Como conseqüência, empresas podem, a partir daí, desenhar estratégias de comunicação com clientes e *prospects* ainda mais eficazes, levando em conta os pontos fortes e fracos revelados sobre a concorrência. Este seria, aliás, um bom campo de pesquisa para quem se interessa pelos alcances das ferramentas de comunicação no âmbito da sociedade de controle.

Descrever as principais tarefas do *data mining* no KDD seria menos complexo, não fossem as nuances na interpretação dos pesquisadores¹²⁰, que fazem toda a diferença. Neste trabalho, que procura mostrar as relações entre o KDD e o raciocínio abduutivo – única forma, segundo Peirce, de gerar conhecimento novo – torna-se necessário partir justamente desta divisão de tarefas (predição e descoberta) para evidenciar a produção de conhecimento no KDD e, por conta disso, respaldar seu diálogo com a abdução.

¹²⁰ Barbieri propõe uma divisão mais simples das técnicas básicas: *associação* (que permitiria identificar a correlação de produtos no carrinho de supermercado, por exemplo), *padrões seqüenciais* (que permitiria identificar como certos fatos implicam outros fatos na cadeia temporal), *classificação* (usada para análise de risco de crédito) e *agregação*, onde “nenhuma classe é conhecida no momento em que o operador de agregação é invocado, e o seu objetivo é a obtenção de agrupamentos baseados na similaridade apresentada pelos dados” (Barbieri, p. 187). A classificação de Barbieri é bastante funcional e, partindo dela, poderíamos dizer que associação e agregação estão para descoberta de conhecimento, assim como padrões seqüenciais e classificação estão para predição. Dito de outro modo, as primeiras estariam relacionadas à abdução e as duas últimas à indução, que, segundo Peirce, é o raciocínio que permite verificar, pela experimentação, a validade de uma hipótese (CP 7 206).

Mas se a divisão das tarefas pode suscitar interpretações e classificações variadas, o problema se torna ainda maior quando falamos das ferramentas em si, aquelas que vão extrair o conhecimento das bases de dados. O que esta pluralidade de ferramentas nos mostra – árvores de decisão (*answer trees*), análise de cluster, redes neurais, análise de regressão, séries temporais (*forecasting methods*), *data visualization* e algoritmos genéticos, entre outros – é que não há apenas uma forma, um algoritmo único, para resolver determinado problema. Não só existem várias ferramentas capazes de oferecer respostas para uma mesma questão (e é comum, inclusive, se combinar algumas delas para uma visão mais ampla do problema), como determinados algoritmos tanto podem resolver problemas de predição quanto de descoberta de conhecimento. Assim, por exemplo, redes neurais artificiais são utilizadas tanto para o reconhecimento de imagens e sons (um problema tipicamente de classificação), como para garimpar correlações entre fatos (um problema de associação e, portanto, de descoberta de conhecimento).

Redes Neurais, aliás, apesar dos impasses com que sua investigação tem se defrontado (vide capítulo 6), oferecem uma infinidade de aplicações: análise de *churning* e de propensão à inadimplência, detecção de padrão de fraude em cartão de crédito, definição de perfis de consumo, controle de processos produtivos e até mesmo otimização de processos químicos (Barbieri, 2001). Um dos casos mais interessantes de RNA, que mostra como o *data mining* pode suscitar informação de valor para positivar risco e aumentar performance, é o que ilustra a parceria entre a Associação Nacional de Basquete (NBA-USA) e a IBM, com seu projeto de *advanced scout*. Com esta ferramenta, que envolve redes neurais, algoritmos genéticos e árvores de decisão, a NBA estuda o comportamento dos times adversários e pode formular estratégias mais eficazes durante seus jogos:

“Os dados foram sincronizados com o ‘relógio universal da NBA’, que também é gravado em todos os video-tapes dos jogos daquele certame. Isso permitiu a visualização/confirmação dos fatos garimpados através da TV. Os dados foram garimpados para a detecção de correlações e fatos escondidos, quase sempre não observados pelas comissões técnicas. Por exemplo, no jogo entre Cleveland Cavaliers e New York Nicks em 6 de janeiro de 1995, enquanto o jogador do Cleveland (Mark Price) esteve em quadra na posição de ala, o

‘atacante’ John William converteu (todas) as quatro tentativas de arremessos efetuadas. Isso contrastou com a média de conversões do time que foi de 49,30%, e não teria sido percebido se não fosse o scout avançado da IBM” (Barbieri, 2001, p. 188).

Há algumas tentativas de se classificar as ferramentas de *data mining*. Alguns pesquisadores enfatizam seu aspecto estatístico, por conta do amplo uso de árvores de decisão, modelos de regressão e séries temporais (Barbieri, 2001). Outros, por sua vez, preferem dividir as ferramentas conforme os campos múltiplos de que se originam, lembrando que nem tudo é Estatística e que há métodos que se apoiam menos em cálculos matemáticos do que nas habilidades perceptivas, como é o caso do *data visualization*. O fato é que a natureza e a aplicação das ferramentas, consideradas por grande parte dos pesquisadores contatados como sendo indutivas – sobretudo pela questão da probabilidade envolvida – não interfere na percepção do KDD como abdução. Acreditamos que algumas das funções apontadas por Weiss e Indurkha já sinalizem a ponta de um iceberg, quando mencionam a **descoberta de conhecimento** como um dos tipos de problema resolvidos por *mining*.

A bem da verdade, embora este tipo de questão só seja possível dentro de uma sociedade calcada na **predição**, é na natureza do segundo tipo de problema apontado por Weiss e Indurkha (**Knowledge Discovery**) que efetivamente nos interessamos, embora nem todas as técnicas apontadas por eles sejam, efetivamente, de descoberta. Acreditamos, entretanto, que associações, clusterização, *data visualization* e mineração de textos são técnicas que geram, de fato, conhecimento novo (e conhecimento novo, para Peirce, é sinônimo de abdução).

Se, por um lado, temos as bases de dados dedutivas ou lógicas (que permitem trabalhar com variáveis, mas não atingir o nível semântico dos dados) e, por outro, as bases indutivas, em que a predição do comportamento futuro de variáveis é uma possibilidade consolidada, acreditamos que sejam as bases de conhecimento abduativas que vão oferecer, no futuro, perspectivas de aproximação com o cognitivo humano. Alguns estudos, como o de Raymond Mooney, da Universidade do Texas, propõem uma integração entre os

conhecimentos indutivo e abduutivo nos sistemas inteligentes. Contudo, se estes estudos apontam, por um lado, para um uso mais extensivo de bases abdutivas, eles também sinalizam limites estreitos para o raciocínio abduutivo nos sistemas - mais relacionado à possibilidade de refinamento no conhecimento indutivo extraído das BCs do que a métodos de garimpo de dados. Esta tese tenta mostrar que não só caminhamos para bases de dados progressivamente abdutivas, como também já existe abdução no KDD. Alguns pesquisadores contatados não concordam com esta posição, acreditando que o KDD seja tipicamente indutivo. Mas, como veremos adiante, estas diferenças de interpretação começam bem antes, no próprio entendimento dos limites entre indução e abdução. Partindo das idéias de Charles Sanders Peirce – e contando com a divisão de Weiss e Indurkha – esperamos lançar uma interpretação alternativa sobre o *data mining*.

7.2 – Data Mining e Semiótica: porque o KDD é essencialmente abdução

Embora o interesse em simular processos cognitivos humanos não seja de hoje – e a aposta em sistemas inteligentes assim o demonstra – uma aproximação entre Semiótica e Inteligência Artificial vem sendo esboçada nos últimos anos. Nestas abordagens, de que falaremos um pouco mais adiante, um conceito ocupa posição de destaque: trata-se da abdução, única forma de raciocínio, segundo Peirce, capaz de gerar conhecimento novo. Considerando que o raciocínio abduutivo apresenta relação direta com as idéias de criatividade e intuição, não é de surpreender que ele venha se tornando ponto de partida para pesquisas que abordam as interfaces entre o humano e o maquínico. Como resultado destas intersecções, e no espaço de *intermezzo* que se forma, novos campos de conhecimento vêm sendo gerados recentemente – entre eles, a Semiótica Computacional (Gudwin, Gomide, 1997) e a Criatividade Computacional, que encontra inspiração nas idéias de Paul Thagard.

Mas se, por um lado, esta aproximação entre abdução e sistemas inteligentes se revela uma perspectiva promissora, por outro, além das dificuldades naturais de se modelizar o raciocínio abduutivo, uma base conceitual instável dificulta o avanço de algumas reflexões. Uma interpretação do *data mining* à

luz da abdução, por exemplo, esbarra neste ponto. O que é, de fato, o conhecimento abdutivo? Quais as possibilidades de que ele seja formalizável? Quais os limites que separam a abdução do conhecimento indutivo nos seres humanos e nos sistemas artificiais? Um dos grandes entraves para se analisar o *data mining* como um conceito essencialmente abdutivo é a própria celeuma que se formou em torno dos conceitos de abdução e indução. As múltiplas visões sobre estes termos – para não falar das interpretações diversas do conceito peirceano de abdução – geram posições díspares quando a discussão trafega pelas limitações funcionais de modelos indutivos e abduativos nos sistemas inteligentes. Trocando em miúdos: dependendo do que se entenda por abdução e indução, o *data mining* tanto pode assimilar a hipótese de ser abdutivo, como pode rechaçar totalmente esta abordagem. Este último caso fica evidente em pesquisadores que consideram o raciocínio sob duas únicas perspectivas: dedução e indução. E esta não é uma posição pouco comum.

Sobre a abdução, especialmente quanto ao seu funcionamento como uma lógica de descoberta, repousam algumas refutações (Paavola, 2003). Uma delas seria a de que o raciocínio abdutivo apresenta inconsistências que o tornariam, em termos práticos, pouco útil; ou seja, a abdução seria um modo de inferência fraco e, como tal, ficaria à margem dos modelos dedutivos e indutivos. Tomis Kapitan e Peter Achinstein estariam entre estes argumentadores. Kapitan (2000) contrapõe que o conceito já maduro de Peirce sobre a abdução deixa flancos para que este tipo de inferência se dissolva ou na direção do raciocínio dedutivo, quando se trata da seleção das hipóteses, ou do raciocínio indutivo, quando se trata da geração de hipóteses – uma fase criativa que não implicaria, segundo ele, uma inferência. Este, aliás, é um dos pontos polêmicos do pensamento peirceano: unir a lógica com o aspecto instintivo que caracteriza a abdução. Não que Peirce tenha deixado de esclarecer este ponto: abdução e juízos perceptivos são similares até certo momento, a partir do qual a hipótese gerada deverá ser submetida à crítica, enquanto o juízo perceptivo não passará por este crivo.

Assim como Kapitan, Achinstein também acredita que a abdução não se sustenta como um modo de inferência forte (Paavola, 2003). Para explicar seus argumentos, ele parte do modelo abduativo de Peirce, que diz:

Um fato surpreendente C é observado
Mas se A fosse verdade, C então seria natural
Daí, há razão para se suspeitar que A é verdadeiro (CP 5.189)¹²¹

Buscando mostrar a inconsistência deste modelo inferencial, Achinstein propõe um exemplo. Vamos supor que o fato observado seja de que alguém está feliz por conta de novas notícias recebidas. Uma hipótese poderia ser a de que esta pessoa recebeu o prêmio Nobel de Literatura, sendo normal imaginar que, com esta notícia, ficaria feliz. Não resta dúvida de que o fato de estar feliz não seria dado suficiente para sustentar a hipótese de que a pessoa ganhou o prêmio Nobel. Embora a condição de felicidade esteja longe de ser um fato surpreendente (o que parece ter sido ignorado por Achinstein), e o próprio Peirce, em seus últimos escritos, tenha dito que sua teoria das inferências não se restringe ao viés silogístico (CP 2.102), há um fato incontestável: o de que a abdução gera algumas hipóteses sem consistência. Isto não diminui nem um pouco a originalidade do conhecimento novo que produz, se pensarmos, por exemplo, que a formulação das principais teorias científicas provém do raciocínio abduativo (Josephson, 1996). Neste sentido, boas inferências abduativas costumam se mostrar reveladoras, já que “podem ir ‘além do dado’ para inferir o que está **escondido**” (Josephson, 1996, p. 11)¹²². Curiosamente, a mesma crítica costuma ser feita ao garimpo de correlações em *data warehouses*, sob a alegação de que se encontram muitas associações inúteis – um problema que se resolve, em parte, com o uso de algoritmos inteligentes para selecionar os padrões mais oportunos de acordo com a situação (Barbieri, 2001). Contudo, exemplos como os do *scout* avançado da IBM e do uso de redes neurais para a Wall Mart já mostram a relação custo x benefício na identificação de nexos invisíveis entre os dados.

¹²¹ “The surprising fact C, is observed; / But if A were true, C would be a matter of course,/Hence, there is reason to suspect that A is true” [Tradução minha]

¹²² “They can go ‘beyond the given’ to infer what is hidden” [tradução e grifo nosso].

O segundo argumento que refuta a abdução é um pouco mais complexo, embora Peirce tenha se disposto a explicar também este ponto mais detalhadamente. Trata-se da origem das hipóteses. Alguns críticos, como Thomas Nickles, alegam que a abdução não corresponderia a uma lógica de descoberta por conta da hipótese já aparecer nas premissas. Sob este prisma, o conhecimento novo, em si, não resultaria da abdução, mas de um processo anterior para o qual não haveria ainda uma explicação exata – de modo que o mecanismo da descoberta nos escaparia, ficando a inferência abdutiva ‘atravessada’ entre a descoberta propriamente dita e a explicação final (Paavola, 2003). Isto resolveria, aparentemente, o impasse de se considerar a abdução, ao mesmo tempo, intuitiva e suscetível de uma análise lógica, já que, nesta zona intermediária agora ocupada pela abdução, não se misturariam mais descoberta de conhecimento novo com inferência lógica. Neste caso, caberia ao raciocínio abduutivo apenas a análise preliminar de uma hipótese gerada previamente e não, como pressupunha Peirce, a formulação de uma hipótese explanatória (*the best explanation*). Em outras palavras: a abdução tenderia a se dissolver no modelo indutivo quando o assunto é a geração de uma hipótese (*hypothesis-generation*)¹²³ - ou seja, a descoberta de conhecimento novo - e no modelo dedutivo, quando se trata de selecionar as melhores hipóteses que explicam um fato surpreendente (*hypothesis-selection*). Confirma-se a análise lógica, mas perde-se não só a prerrogativa da descoberta, como ainda a condição de selecionar a melhor explicação, a melhor hipótese.

É no campo minado desta discussão entre os limites do pensamento abduutivo que várias versões para os três modos de inferência aparecem. Mas o pensamento de Peirce nunca foi estático, de forma que desconsiderar a trajetória das suas reflexões sobre a abdução desvia certamente a atenção de dois pontos fundamentais que talvez respondam, em parte, às críticas. Pontos

¹²³ Convém lembrar que, segundo Kapitan, a fase criativa de geração de hipóteses não é inferencial: “a seleção de hipóteses é um tipo especial de inferência prática que, se correta, é válida dedutivamente, enquanto que a fase criativa, a geração de hipóteses, não é inferência em absoluto” (2000) / “(...) hypothesis-selection is a special type of practical inference that, if correct, is deductively valid, while the creative phase, hypothesis-generation, is not inferential at all”. [tradução nossa]. Artigo disponível em <http://www.digitalpeirce.org/p-abdkap.htm>

suficientemente importantes, aliás, para alimentar as pesquisas em Inteligência Artificial, sugerindo uma ponte para estudos cognitivos e a simulação de seus resultados em sistemas inteligentes:

1) **Existe uma relação de proximidade entre o raciocínio abduutivo e os juízos perceptivos.** Peirce sabe que abdução e intuição não são a mesma coisa e que um problema precisa surgir, como resultado do juízo perceptivo e no domínio da experiência, para suscitar a associação de certas idéias na mente, ou seja, aquele lampejo que caracteriza a evocação do heurístico (CP 2.755; CP 6.302). A hipótese aparece como este *arranjo original* dos elementos que já integravam o pensamento por conta dos juízos perceptivos. Veja-se que os ingredientes para a formulação de uma hipótese já estão presentes. Mas sem um ‘cimento’ que sirva de liga para a construção de um sentido, o *insight* não acontece. O lego funciona, aqui, como uma boa metáfora: se os brinquedos estão ‘virtualmente’ lá, é preciso reunir as peças para que tomem forma e adquiram um sentido. Isso significa dizer, em outros termos, que a formação de juízo não é suficiente para a geração de hipóteses. É a abdução que responde pelo *insight* (CP 5.181). Mas assim como o raciocínio abduutivo é convocado para a geração de hipóteses, assim ele também participa de um segundo momento, que é justamente aquele em que selecionamos a melhor explicação. Isto nos leva ao ponto seguinte: o de que instintivamente tendemos a achar as melhores hipóteses, hipóteses que, depois, serão submetidas à prova da experiência – “este instinto não é um mecanismo que determina nossas adivinhações específicas, mas é uma habilidade que nos permite adivinhar corretamente” (Bacha, 1998).

2) **A abdução funciona como um instinto racional** - ou seja, como “conjecturas espontâneas de razão instintiva” (CP 6.475 apud Bacha, 1998). Há, portanto, no pensamento de Peirce, uma explicação que reúne instinto e lógica, e que responde à contra-argumentação de alguns autores. A abdução é instintiva por ser uma resposta natural diante de um fato que surpreende, mas, seguindo um fluxo racional, sugere a existência de uma lógica – lógica que, embora inexplicável, dificilmente aponta para hipóteses absurdas. É por isso, aliás, que dizemos que ela é instintiva. Se as abduções são falíveis e se, por

isso mesmo, são submetidas à crítica – o que não acontece com o juízo perceptivo –, surpreende a incidência com que produzimos idéias factíveis. Por conta desta ‘razão instintiva’, que caracteriza o raciocínio abduativo, o *insight* costuma ser uma aposta certa, não só no sentido de ser factível como hipótese, como também na seleção da melhor explicação para um fato que surpreende os sentidos. Sobre o *insight* que caracteriza a abdução, Peirce vai dizer que “assemelha-se ao instinto também no que ele tem de pequena suscetibilidade ao erro; porque apesar de estar mais frequentemente errado do que certo, ainda assim, a relativa freqüência com que está certo é, no todo, a coisa mais maravilhosa na nossa constituição”¹²⁴

Apesar de pontos obscuros e polêmicos na obra de Peirce, especialmente no que diz respeito à força e originalidade que atribuiu ao conceito de abdução, é do seu modelo tríptico de inferência que nós partimos para mostrar que o *data mining*, dentro de uma perspectiva de Inteligência Artificial, possui uma natureza tipicamente abduativa. Os conceitos que fundamentam esta reflexão se reportam ao pensamento mais maduro de Peirce, posterior a 1900, quando, então, ele vai afirmar a abdução como o processo que “consiste em examinar uma massa de fatos, permitindo que eles sugiram uma teoria” (CP 8.209). A dedução aparece, neste contexto, como o passo seguinte, identificando as conseqüências necessárias e prováveis de uma hipótese gerada por abdução (CP 7.203). Isso significa dizer que a predição de uma hipótese é uma função dedutiva (Santaella, 1997), já que aponta os limites lógicos de um resultado. A indução, último estágio da investigação científica, não acrescentaria nada à hipótese, tendo a função de validá-la por meio da experimentação (CP 7.206). Ou seja, o raciocínio indutivo testa as predições feitas por dedução e baseadas em uma hipótese¹²⁵.

¹²⁴ “It resembles instinct t̄o in its small liability to error; for though it goes wrong oftener than right, yet the relative frequency with which it is right is on the whole the most wonderful thing in our constitution” (CP 5.173). [tradução nossa]

¹²⁵ O pensamento peirceano quanto aos três modos de inferência passou por mudanças significativas. Até mais ou menos 1878, Peirce entendia a indução como a inferência que extrai a regra (premissa maior) do caso (premissa menor) e do resultado. Em 1901, em função das mudanças na sua concepção de abdução, o raciocínio indutivo também muda seus contornos. A abdução passa a ser o exame de uma massa de fatos, permitindo que uma teoria apareça, e a indução, a validação de uma hipótese.

Assim, quando se diz que o *data mining* se divide em predição e descoberta, é porque ele gera conhecimento novo por inferências abduativas e, havendo um modelo já construído - como um algoritmo que permita caracterizar inadimplência -, identifica (prevê) potenciais *clientes de risco*, procurando casos semelhantes no sistema que confirmem esta tendência. Há duas situações aqui: 1) cada novo cliente é *comparado e classificado* – e o sistema usa, como parâmetro, critérios previamente definidos no modelo de algoritmo para *prever* tendências de comportamento e 2) O desempenho do cliente é acompanhado de tempos em tempos e seu comportamento futuro é presumido com base no seu histórico. Ou seja, testa-se o valor de uma hipótese (a de que o cliente pode se tornar inadimplente), buscando evidências (o fluxo de despesas no último semestre) que confirmem uma ‘teoria’ (clientes que entram três meses seguidos no cheque especial ficam inadimplentes nos empréstimos do banco). É desta maneira que a predição se torna viável, podendo-se generalizar respostas já conhecidas e a partir delas fazer prognósticos para casos futuros. A descoberta de conhecimento em sistemas inteligentes, por outro lado, implica a necessidade de ‘apurar’ relações totalmente invisíveis entre os fatos. Só depois de identificar, por exemplo, o sentido oculto em uma ‘agregação’ espontânea de dados ou conferir a afinidade entre certos fatos é que a predição poderá ser feita. Antes disso, não existe uma hipótese de que o sistema possa partir para construir um modelo de prognóstico. Se a **predição** no KDD precisa de fatos que confirmem uma tendência, a **descoberta de conhecimento** demanda uma teoria que sugira, primeiramente, uma relação. Observando mais detidamente, vamos ver que os modelos de inferência apontados por Peirce descrevem algo parecido:

“A abdução parte de fatos, sem, no começo, ter qualquer teoria particular em vista, embora motivada pelo sentimento de que uma teoria é necessária para explicar os fatos surpreendentes. A indução começa de uma hipótese que parece recomendar a si mesma, sem no início ter quaisquer fatos em vista, embora sinta que há necessidade de fatos para suportar a teoria. A **abdução busca uma teoria. A indução busca fatos.** Na abdução, a consideração dos fatos sugere a hipótese” (CP 7.218)¹²⁶

¹²⁶ “Abduction makes its start from the facts, without, at the outset, having any particular theory in view, though it is motivated by the feeling that a theory is needed to explain the surprising facts. Induction makes its start from a hypothesis which seems to recommend itself, without at the outset having any particular facts in view, though it feels the need of facts to support the theory.

Conceitualmente, ainda que sua aplicação principal seja a de prever tendências e desvios de comportamento, o *data mining* tem forte apelo abduutivo. Basta lembrarmos que a idéia original que justifica a mineração de dados é a da **descoberta** de padrões **ocultos** que possam **gerar conhecimento** novo. Uma contra-argumentação que se poderia fazer, neste caso, é a de que a informação já está no sistema. Ou seja, quando buscamos uma afinidade entre produtos de carrinho de supermercado, por exemplo, esta afinidade não seria criada; ela já estaria, ainda que incógnita, na Base de Conhecimento – logo, como falar em conhecimento novo? Se voltarmos um pouco no texto, vamos lembrar que este argumento – o das premissas já estarem presentes – é o que geralmente se emprega para dizer que a própria abdução não envolve descoberta de conhecimento. Trata-se, portanto, de um paradoxo: dizer que o DM não é abduutivo por conta de não gerar conhecimento novo implica partir da idéia de que a abdução produza, necessariamente, conhecimento novo. E se a abdução suscita conhecimento novo partindo de premissas pré-existentes (o que é um fato), então este argumento - de que a informação não foi ‘criada’ - perde força para sustentar que o *data mining* não seja abduutivo.

Mas se conceitualmente o *data mining* tem uma aproximação inequívoca com a abdução, em termos práticos o assunto esbarra em duas questões: 1) a predominância de uma abordagem estatística na solução de problemas apresentados ao KDD (indução probabilística) e 2) a dificuldade de explicitar e *modelizar* o raciocínio abduutivo diante da sua natureza intuitiva, o que complica a geração de bases de conhecimento tipicamente abdutivas.

Vamos ao primeiro ponto. Algumas das ferramentas de uso mais popular e comum nas aplicações de *mining*, hoje, são de natureza indutiva, especialmente por conta do seu viés estatístico. Estamos falando, aqui, de árvores de conhecimento, de modelos de regressão, de séries temporais. Mas à medida que saímos do território corporativo, onde as questões são tipicamente preditivas, as aplicações vão se aprofundando na direção de

Abduction seeks a theory. Induction seeks for facts. In abduction the consideration of the facts suggests the hypothesis” [tradução e grifo nosso].

heurísticas mais complexas, que demandam, muitas vezes, a descoberta de novos pontos de partida para a Base de Conhecimento: entram em cena, então, as redes neurais, os algoritmos genéticos, a computação evolutiva, elementos de lógica neuro-fuzzy e os métodos de *visualization*. Não que estas ferramentas não sejam convocadas em aplicações de *Business Intelligence*; apenas existem domínios cuja complexidade implica aproximar-se do modo de pensar e decidir humanos, como é o caso de alguns sistemas especialistas voltados para diagnósticos médicos, por exemplo.

Naturalmente, seria reducionista a postura de definir o KDD em termos exclusivos de indução ou abdução. O mesmo acontece se quisermos classificar métodos ou ferramentas como indutivos e abdutivos. Tudo depende, em última análise, do tipo de resposta que se espera do *data mining* – lembrando que há ingredientes tanto de abdução quanto de indução nos métodos aplicados para o garimpo destas respostas. O que se pode dizer, sim, é que há dois tipos de problemas no KDD: os preditivos, que vão convocar soluções tipicamente indutivas (onde se testa continuamente a validade de uma teoria – se todos os As são Bs, então o próximo A será um B¹²⁷), e os problemas que precisam da produção de conhecimento novo e, como tal, demandam soluções abdutivas (quando, então, se gera uma idéia nova que será validada mais tarde por algoritmos indutivos).

O que esta tese procura evidenciar é que a abdução desempenha um papel fundamental no *data mining* – e que pela proposta original do *KDD* de **descoberta de conhecimento** em bases de dados, há, nele, mais abdução do que usualmente se pensa, sobretudo se considerarmos que a validação de um

¹²⁷ John Josephson, cuja idéia de abdução se aproxima de Peirce, sugere uma nova taxonomia, onde existem, basicamente, abduções, predições e um modelo que mistura ambas. Na abdução entrariam também as generalizações indutivas (se todos os As observados são Bs, então todos os As são Bs). Na predição, teríamos silogismos estatísticos (se todos os As são Bs, então o próximo A será B) e as predições dedutivas. No modelo misto estariam as chamadas projeções indutivas, também conhecidas como 'next-case induction' (Se todos os As observados são Bs, então o próximo A será B). Esta classificação de Josephson permite constatar como indução e abdução se misturam na resolução de problemas. Mas veja-se que Josephson destaca particularmente a importância da abdução, já que, segundo ele, os seres humanos pensam e justificam suas idéias a partir daí (*best explanation*). Um dado importante que ele introduz é que abduções não são predições, embora a abdução use a predição como subtarefa para a verificação de uma hipótese e a predição faça o mesmo com a abdução para acessar o âmago de um problema (1996).

conhecimento implica, antes, a geração de hipóteses e a seleção da melhor delas para representar um determinado problema. E este refinamento do domínio, ou seja, da Base de Conhecimento, é ponto primordial se desejarmos implementar, no sistema, diagnósticos e decisões cada vez mais próximas das heurísticas humanas. Entretanto, não restam dúvidas de que o KDD seja um processo integrado que convoca todas as formas de inferência, como podemos ver no modelo proposto por Gahegan e Brodaric: “diferentes formas de raciocínio (inferência) trabalham juntos no processo de descoberta do conhecimento, da geração inicial de hipóteses à validação e uso de conceitos gerados” (apud Gahegan, 2001)¹²⁸.

Contudo, cabe mostrar como a abdução aparece, em termos concretos, nos métodos do KDD. Neste caso, convém evocarmos a classificação de Barbieri, para quem o *data mining* realiza quatro tipos básicos de operação: classificação, padrões seqüenciais, associação e agregação. Os dois primeiros (e poderíamos incluir aí também a regressão) envolvem a validação de uma hipótese (indução) – que se confirma, por sua vez, à medida que novos casos referendam os resultados já encontrados em exemplos anteriores. O modelo computacional se robustece, servindo de parâmetro para predizer, com mais segurança, o comportamento futuro de certas variáveis (como, por exemplo, calcular com menor margem de erro a possibilidade de inadimplência por parte de um correntista recente em empréstimos mais ousados). Observe-se que, neste caso, a tecnologia serve de parâmetro para esgarçar os limites de experiência do risco e otimizar as oportunidades de performance da operação. Em vez de aumentar as chances de perda, o banco aumenta suas possibilidades de ganho, explorando as brechas pouco visíveis (mas muito rentáveis) do negócio; ou seja, Tateando os detalhes *cartográficos* da operação

¹²⁸ “Different ways of reasoning (inference) work together in the process of knowledge Discovery, from initial hypothesis generation to validation and use of concepts generated” [tradução nossa]. Gahegan é um dos poucos autores que vislumbra explicitamente a abdução no KDD, razão porque vale a pena evocar sua idéia a respeito: “abdução é o ato de descobrir alguma estrutura entre os dados e produzir uma hipótese com a qual explicá-la. A estrutura descoberta é necessariamente desconhecida no início, enquanto a explicação teórica pode ser tirada do que já se sabe ou pode envolver expansão ou remodelagem deste conhecimento” / “Abduction is the simultaneous act of uncovering some structure within the data and producing a hypothesis with which to explain it. The structure uncovered is necessarily unknown at the outset, while the theoretic explanation may be drawn from what is already known or may involve an expansion or a reshaping of this knowledge” (2001).

de risco. Na sociedade preditiva, a performance ampliada é sempre uma função do *flerte* com o risco, no espaço fronteiro entre o melhor desempenho e a perda possível.

Nos dois outros casos – associação e agregação –, o que temos é a descoberta de um padrão, totalmente invisível, na massa de dados. Este padrão funciona, algumas vezes, como ponto de partida para que o problema se torne inteligível ou, pelo menos, apresente um enfoque original que nos permita explorá-lo melhor – em termos abduativos, estamos falando da geração de uma hipótese. Vejamos um exemplo em que a clusterização aponta para novas perspectivas, partindo da agregação aleatória dos dados. Um arranjo combinatório inusitado que evidencie similaridades ocultas entre subpopulações de consumo diferentes – como clubbers e patricinhas – pode não só lançar luz sobre novos nichos de mercado (patricinhas que aprovam um toque adicional de irreverência), como também fundamentar a criação de produtos alternativos (um piercing-jóia) e **abordagens comunicacionais** que promovam a assimilação de uma nova moda entre as patricinhas.

Quando falamos em *clustering*, estamos nos referindo a novos arranjos de dados cujo sentido é ainda desconhecido quando o operador de agregação é evocado (Barbieri, 2001). Trata-se, portanto, de uma nova estrutura, uma nova forma de combinar os elementos de um grupo (consumidores, pacientes, espectadores), que tanto pode ser formada, desde o início, pedindo-se ao algoritmo que reúna aleatoriamente os dados, como pode ser modificada a partir de uma estrutura anterior (cf. Gudwin). Em ambos os casos, o que temos é a geração de uma hipótese (abdução) que contribui para a construção ou ajuste de um modelo computacional – só a partir daí é que se poderá validar esta hipótese, aplicando-a para prever comportamento futuro (no caso acima, tendências de comportamento deste novo nicho de patricinhas-pseudo-clubbers).

Dito de outro modo: quando a agregação se inicia, não se sabe qual é o tipo de resposta que a Base de Conhecimento pode oferecer. Falta uma teoria, um ponto de partida. Como resultado, um conhecimento novo advém e, com ele, a

formulação de uma hipótese que, depois, via indução, será avaliada quanto a sua consistência. Contudo, convém lembrar que os métodos de *mining* tanto atendem à necessidade de predição quanto à de descoberta. Sendo assim, algoritmos de clusterização podem funcionar também como indução: basta que eles tenham por finalidade *testar* uma estrutura, um arranjo já existente (cf. Gudwin). Se a questão for avaliar a viabilidade de um determinado cluster, então o viés passa a ser indutivo, lembrando que para Peirce, a indução se caracteriza pela busca de fatos que corroborem uma teoria (CP 7.218).

A associação, por sua vez, implica a identificação de correlações entre fatos. Muitas destas afinidades podem parecer estranhas à primeira vista – axé music e remédio pra fígado, sandália havaiana e cd do Gilberto Gil, fraldas e cerveja – o que não significa que sejam destituídas de sentido. Barbieri adverte que, diante da infinidade de associações que podem ser garimpadas, convém fazer uso de algoritmos inteligentes capazes de selecionar apenas o que tenha relação com o negócio. Mas o fato destas correlações serem úteis – já que muitas delas escapariam aos olhos de um especialista humano – não significa que ofereçam resultados palpáveis ou que sejam verdadeiras. São apenas possibilidades que o sistema sinaliza. Este é um aspecto que Peirce já havia atribuído à própria inferência abduativa, ao dizer que ela corresponde a um estágio preparatório, funcionando como primeira etapa no raciocínio científico (CP 7.218). Em nenhum momento, Peirce afirma que a hipótese terá de ser verdadeira; ao contrário, segundo ele, a abdução não é senão uma aposta, uma conjectura (CP 7. 219).

Este seria um ponto a se ressaltar no uso indiscriminado de regras de associação em Bases de Conhecimento: não existe uma garantia de que elas funcionem, a ponto de aumentar a performance de um sistema com informação de valor agregado. Convocam-se, então, algoritmos indutivos, a fim de testar a validade de uma hipótese – por exemplo, a de que livros de feng-shui vendem bem quando colocados próximos a revistinhas de palavras-cruzadas. Uma vez formulada por abdução, a hipótese precisa ser validada. Com o uso de certos algoritmos, é possível calcular o grau de relacionamento entre estes produtos, verificando quantas vezes a venda de revistinhas pode ampliar o resultado dos

livros de feng-shui. A mecânica destes algoritmos consiste mais ou menos nos seguintes passos (começando com o *garimpo* da correlação, de teor abduutivo): 1) estabelecer a incidência das revistinhas de palavras-cruzadas junto com os livros de feng-shui nas vendas de feng-shui (valor de confiança); 2) estabelecer a incidência em que este par aparece na venda total de livros (em uma amostra representativa); 3) verificar a incidência de feng-shui + revistinhas (nas aquisições de revistinhas de palavras-cruzadas), em relação às compras de livros de feng-shui como um todo. Como resultado destes passos, podemos identificar quantas vezes a proximidade ou associação entre o gênero *feng-shui* e o gênero *revistinha de palavra-cruzada* aumenta a venda de livros de *feng-shui*. A partir deste momento, a hipótese é validada e pode ser devidamente aplicada para fins de negócio. Só a experiência e a análise dos históricos de compra podem garantir a validade de uma correlação. Antes disso, tudo o que se tem é uma conjectura.

E de onde se pode afirmar que correlações funcionem como abdução? Há certamente quem afirme que uma associação, ao evidenciar uma correlação estatística, não é mais do que indução probabilística. Assim como padrões seqüenciais, quando atributos ou fatos aparecem correlacionados em uma cadeia temporal, mas não aparecem associados simultaneamente. É neste ponto que as contribuições de Peirce acerca da abdução nos servem de parâmetro para sugerir que a afirmação corrente é mais uma questão de perspectiva do que verdade incontestada.

Se é fato que algoritmos baseados em regras de associação evidenciam uma correlação estatística, convém observar, por outro lado, que existe aí também uma geração de hipótese, uma conjectura. Afinal de contas, assim como no caso da agregação, os nexos entre os dados não são conhecidos quando o algoritmo é evocado. E se, como Gahegan define, a abdução implica descobrir um padrão entre dados e gerar, ao mesmo tempo, uma hipótese que explique esta cadeia de nexos – cadeia que, diga-se de passagem, é **necessariamente desconhecida** no início –, então uma relação de vizinhança parece haver entre a inferência abduativa e as correlações em sistemas inteligentes. Quando falamos em associação, estamos nos referindo exatamente à descoberta, pelo

sistema, de relações de vizinhança entre fatos. E, tal qual no método abduativo, estas relações de *parentesco* são inicialmente desconhecidas. É por esta razão que consideramos as associações como **descoberta de conhecimento**; logo, como abdução.

Naturalmente, é preciso fazer um adendo: os algoritmos utilizados apontam para abdução apenas enquanto não se formula uma teoria sobre os dados; ou seja, enquanto os pontos de comunicação possível entre os fatos estão invisíveis. A partir do momento em que o objetivo passa a ser confirmar, na prática, a hipótese formulada, estes algoritmos já estão fazendo indução. Convém lembrar, também, que, conforme a taxonomia de John Josephson (1996), generalização indutivas são consideradas abduções (se todos os As observados são Bs, todos os As são Bs). Assim, relações de vizinhança que se repetem, não havendo uma teoria que as explique, evocam uma abdução.

Um outro ponto nos permite considerar as correlações em sistemas inteligentes como inferências abduativas. Trata-se da questão da associação de idéias. Peirce fala da abdução como “um momento heurístico, em que certas idéias se associam na mente de maneira incontrolável” (Bacha, 1998; CP 6.302). Embora seja evidente a impossibilidade de comparar as correlações em sistemas artificiais com a associação de idéias na mente humana (pelo menos por enquanto as habilidades perceptivas não foram devidamente simuladas em máquina), sabe-se que é o abduativo, e não o indutivo, que promove uma associação baseada na identificação de semelhanças. Peirce vai falar, em sua obra, de dois tipos de associação: a de semelhança e a de contigüidade. A primeira estaria relacionada à abdução; a segunda, à inferência indutiva. Assim, fatos sugerem uma hipótese por semelhança e a hipótese sugere fatos (e sua confirmação por repetição) a partir de contigüidade (CP 7.218). Por este prisma, correlações também evocam abdução, se considerarmos que tudo o que se tem, no início, é uma massa de dados, onde o algoritmo busca, por semelhança, alguma afinidade.

Weiss e Indurkha, ao falarem de descoberta de conhecimento como uma das prerrogativas do KDD, mencionam outras práticas além das regras de

associação e da clusterização. Entre elas, acreditamos que também apresentam elementos abduativos a detecção de desvio (não como predição, mas como descoberta de uma hipótese que será depois testada para identificação de possíveis desviantes), algumas práticas em mineração de texto (quando, por exemplo, sinalizam para a compreensão do código genético) e a visualização da informação (*data visualization*).

Mas se há uma área promissora para a investigação semiótica pelo viés da abdução, este campo é o da chamada Inteligência Computacional (IC). Nele encontramos a computação evolutiva (com seus algoritmos genéticos), a lógica fuzzy, as redes neurais e os sistemas híbridos neuro-fuzzy – que combinam a capacidade de fazer generalizações, própria das redes neurais, com a condição de promover inferências menos exatas, à moda do raciocínio humano, própria da lógica fuzzy. Em termos gerais, estas ferramentas de Inteligência Computacional são aplicadas ao aprendizado de máquina, com o objetivo de tornar os sistemas mais autônomos e próximos das heurísticas humanas, seja pelo aprimoramento do conteúdo que integra as Bases de Conhecimento, seja pelo emprego de seus algoritmos para a prática do ***data mining*** em sistemas inteligentes.

E onde estaria a abdução em algoritmos genéticos e sistemas neuro-fuzzy? Para entendermos a relação possível entre semiótica e inteligência computacional, convém rever o que está na raiz da abdução: a geração de uma hipótese / teoria a partir de fatos e a seleção das melhores hipóteses (*the best explanation*), lembrando que Peirce apontava esta condição de fazer uma aposta certa como o aspecto instintivo da abdução. Segundo a semiótica de Peirce, aliás, a inferência abdutiva é a única forma de produção de conhecimento novo (CP 5.171). Logo, estaria diretamente relacionada às idéias de criatividade e intuição. Embora, como já vimos, haja uma distância ainda significativa entre organismos e sistemas inteligentes, o que significa que criatividade e intuição sejam conceitos bastante discutíveis quando falamos em máquinas, há pontos de contato visíveis na aproximação entre o humano e o maquínico, à medida que os sistemas inteligentes, hoje, podem, por meio de algoritmos:

- 1) aprender a **gerar** suas próprias **hipóteses** – as redes neurais artificiais, por exemplo, aprendem com os resultados que alcançam e fazem generalizações para casos ainda não estudados;
- 2) **selecionar as regras** que funcionam bem; ou seja, o sistema é capaz de refinar seu método de solução de problemas¹²⁹ e
- 3) **descobrir novas regras** – os algoritmos genéticos permitem substituir as soluções que se mostram ineficazes por outras de melhor desempenho, baseando-se na teoria evolutiva.

Estas habilidades apontam para a existência de abdução no aprimoramento das Bases de Conhecimento (ou seja, das regras nela contidas para representar as heurísticas do especialista humano), bem como dos métodos de inferência (algoritmos) para promover diagnósticos e solução de problemas. Trocando em miúdos: usando algoritmos genéticos, redes neurais e ferramentas *neuro-fuzzy*, os sistemas têm condição de aperfeiçoar suas análises e soluções, aproximando-se do instinto natural dos organismos inteligentes de apontar uma solução/hipótese com grande chance de acerto, ainda quando cercada de imprecisão. No entanto, convém lembrar que esta relação entre abdução e intuição nos seres humanos segue um princípio e ele, assim como em sistemas artificiais, parte de um parâmetro tipicamente evolutivo: “(...) quando Peirce diz que o homem tem um certo instinto para a verdade, significa que a mente humana, como resultado dos processos evolutivos, está predisposta a fazer suposições corretas sobre o mundo” (Bacha, p. 6). Assim, tomando por base componentes evolutivos e aleatoriedade (Gudwin), os sistemas artificiais também se aproximam das idéias centrais da abdução: ou seja, geração de conhecimento novo (***hypothesis-generation***) e seleção da melhor hipótese (***the best***

¹²⁹ John Holland, especialista em algoritmos genéticos da Universidade de Michigan, ao abordar sistemas complexos adaptativos - que são sistemas dinâmicos capazes de lidar com a incerteza e aprender com a experiência - menciona três características de um agente adaptativo (e um sistema adaptativo congrega alguns destes agentes): um conjunto de regras que modela o comportamento do sistema, a capacidade de atribuir crédito as regras que funcionam bem e a descoberta de novas regras, capazes de otimizar a performance destes sistemas. Esta condição de substituir regras de baixo desempenho por outras de alta performance está intimamente ligada à idéia de algoritmo genético. É neste ponto que vemos abdução, já que o sistema adquire condições de selecionar suas melhores soluções, suas melhores regras, por seleção natural.

explanation). No contexto computacional, estas idéias se traduzem como **geração** e **seleção** de regras que tanto podem representar quanto solucionar um determinado problema.

Em termos práticos, podemos dizer que algoritmos genéticos e ferramentas de aprendizado e extração de conhecimento (redes neurais, lógica *fuzzy* e *neuro-fuzzy*) convidam à abdução sempre que se convoca a aleatoriedade para a produção de novas regras/padrões e se assimilam mecânicas de auto-aprendizado por princípios evolutivos. Isto significa que a máquina se torna apta, por **abdução**, a refinar o conhecimento do especialista humano e a identificar lacunas ou inconsistências nas Bases de Conhecimento (Mooney, 1997). A abdução aparece nitidamente, aqui, porque estamos falando da geração de novas regras (portanto, conhecimento novo) e da seleção, por evolução, das regras que oferecem melhor desempenho – seja para explicitar o conhecimento na BC, seja para produzir diagnósticos. A relativa autonomia do sistema, que aprende com seus erros e acertos, evidencia pontos de contato entre sistemas artificiais e semiótica, onde o principal elo é o conceito de **criatividade computacional**. E criatividade, como sabemos, é abdução.

O termo tem pontos de contato com o sentido empregado para o humano, mas está longe de assemelhar-se a ele. Por **criatividade computacional**, pelo viés de interlocução com a semiótica, entenda-se a capacidade do sistema de gerar soluções a partir da aleatoriedade, tendo como parâmetro a evolução do aprendizado e o aprimoramento heurístico em decisões e diagnóstico. Uma contribuição importante, nesta área, são os estudos empreendidos por Paul Thagard no campo da abdução visual. Estas pesquisas ampliam ainda mais as condições de inferência abdutiva em sistemas artificiais, à medida que fornecem alternativas ao problema de modelização da abdução – ponto primordial para a simulação computacional do modo de pensar e decidir humanos.

Se o *data mining* é recente, a aproximação entre abdução e sistemas inteligentes não foge à regra. Os estudos que buscam pontos comuns entre semiótica e Inteligência Artificial já apresentam alguns resultados palpáveis,

mas esbarram, inevitavelmente, em um problema: como modelar o conhecimento abduativo, quando ele aponta na direção da criatividade, do instinto, da intuição? Como representar explicitamente o que há de mais abstrato e fértil no raciocínio humano – a associação de idéias e a formação das conjecturas primeiras? Talvez só com o entendimento do mecanismo de processamento da informação no cérebro é que se ache respostas mais consistentes para estas perguntas. Entretanto, a necessidade de representar o abduativo é urgente, se se deseja ir além da predição probabilística de fatos. Algumas alternativas neste sentido têm sido formuladas. Entre elas, ressaltamos a Semiótica Computacional, estudada por Ricardo Gudwin, e as pesquisas em Abdução Visual, de Paul Thagard.

A **Semiótica Computacional** é um ramo de conhecimento bastante recente que busca implementar processos semióticos em plataformas computacionais (Gudwin, 1999). Ao que tudo indica, os estudos começaram a acontecer por volta de 1996, como iniciativa de pesquisadores da área de Ciência da Computação e Engenharia. Mas foi só em 1997 que o campo ganhou contornos mais precisos, depois de algumas conferências internacionais sobre os pontos de contato entre Semiótica e IA. Esta relação, aliás, já vinha sendo construída por conta do interesse em se pesquisar mais a cognição humana. Mas a semiótica computacional busca dar passos adicionais na direção de sistemas mais inteligentes: partindo do pressuposto de que os processos semióticos simplesmente acontecem nos seres humanos (não são produzidos externamente), a semiótica computacional se propõe a recriar o processamento sígnico em sistemas artificiais (Gudwin, 1999).

Os estudos de Paul Thagard, por sua vez, seguem em outra direção, mas oferecem, igualmente, grandes contribuições para a análise das inferências abduativas nos sistemas inteligentes. Thagard, lembrando que “o raciocínio abduativo pode ser visual e não sentencial” e que, como tal, deveria ser “concebido mais em termos de coerência do que de dedução”¹³⁰, critica a

¹³⁰ “(...) abductive reasoning may be visual and non-sentential” / “(...) abductive evaluation should be conceived in terms of coherence rather than deduction” [tradução nossa] (Thagard, Shelley, 1997).

concentração de esforços em modelizar o raciocínio abduutivo. Considerando a riqueza da abdução, Thagard afirma que, apesar da utilidade dos últimos modelos lógico-formais propostos, seria reducionista acreditar que o viés dedutivo possa dar conta de nos fazer entender a complexidade do raciocínio abduutivo. Sua abordagem inovadora sobre a abdução, enfatizando a força do pictórico para gerar uma hipótese explanatória, abre espaço, inclusive, para discutirmos uma das ferramentas já utilizadas em ***data mining*** e da qual ainda não falamos: ***data visualization***.

Thagard propõe, embora não fale em *visualization*, que se discuta a abdução em termos diagramáticos ou icônicos¹³¹ e parte da idéia, compartilhada por John Josephson, de que explicações abdutivas não implicam deduções – razão porque acredita que a coerência se apresente, neste cenário, como um elemento muito mais importante do que a construção de modelos dedutivos. Thagard não está distante do pensamento peirceano ao abordar a abdução por este viés. A Semiótica de Peirce reserva um lugar importante para o pensamento diagramático, e Peirce chega mesmo a desenvolver uma lógica de predicados baseada em diagramas ou grafos (Thagard, Shelley, 1997).

O viés que Thagard sugere para um entendimento mais amplo do raciocínio abduutivo é o que ele chama de gramática dos grafos – que são estruturas algébricas feitas de pontos e linhas (ou vértices e arestas) que evocariam imediatamente uma imagem mental do fenômeno representado. De modo bastante simplificado, poderíamos dizer que gramáticas de grafo seriam conjuntos de regras de associação que permitiriam ‘abduzir’ o sentido por trás desta construção abstrata. O interessante na abordagem da abdução pelo estudo dos grafos está no fato de que estas figuras reúnem duas características: tanto sugerem uma representação mental que permite a construção imediata de uma hipótese, como viabilizam a modelização matemática que tanto se procura. Contudo, embora a abdução visual apareça

¹³¹ A noção de ícone pertence à segunda tricotomia de Peirce e refere-se, junto com as noções de índice e símbolo, à relação entre o *representamen* e o objeto. No ícone, o *representamen* apresenta o objeto em seus aspectos qualitativos. Quando falamos em iconicidade, portanto, estamos nos referindo à semelhança entre *representamen* e objeto. Os retratos são um bom exemplo (Prates, 1997). Disponível em <http://www.geocities.com/yeufrates/semiotic.htm>

como um caminho para mostrar os riscos dos modelos formais, Thagard não acredita que se deva apostar apenas na representação visual, seja por meio de grafos ou por estruturas em 3-D. Segundo ele, “não deveríamos rejeitar a possibilidade de uma teoria multimodal da abdução que [incluísse] representações não-visuais, não-verbais envolvendo cheiro, toque e emoção.”¹³² E para amparar sua idéia, ele lembra que há situações em que médicos fazem diagnósticos com base em odores particulares descritos pelo paciente.

A proposta de uma teoria multimodal parece mais adequada para dar conta do conceito de abdução, no sentido empregado por Peirce. Embora sejam visíveis os esforços para analisar “as propriedades computacionais do raciocínio abduativo” e suas interfaces com a indução e a dedução, modelos matemáticos e probabilísticos não parecem responder à questão integralmente. Estas reflexões de Paul Thagard sobre modelos computacionais para o abduativo, embora não sejam dirigidas ao KDD, nos ajudam a enxergar a abdução no *data mining* – se considerarmos que a mineração de dados é um dos pontos-chave de um sistema inteligente, tão importante quanto os diagnósticos que ele produz.

É o *data mining* que traz à superfície as heurísticas do especialista, apontando (pela abdução) não só as inconsistências encontradas como novas regras que refinem a Base de Conhecimento (Mooney, 1997). A existência de pesquisas como a de Paul Thagard, mostrando que representações visuais tem relação direta com a abdução, nos levam a fazer uma última aposta, confirmando a classificação de Weiss e Indurkha de que visualização é uma forma de descoberta de conhecimento: acreditamos que o *data visualization* seja uma das pontes que conecta KDD e inferência abduativa. No *data visualization*, empregam-se métodos de visualização da informação que permitem ao analista humano enxergar tendências nos dados quando números ainda se mostrariam insuficientes para demonstrar um quadro situacional.

¹³² “We should not rule out the possibility of a multimodal theory of abduction that includes non-visual, non-verbal representations involving smell, touch, and emotion” [tradução nossa]

Visto de fora, pode parecer que *visualization* funcione apenas como as ferramentas OLAP, evidenciando relações entre dados a partir de dimensões variadas. Mas o que nos parece apontar ingredientes abduativos no *data visualization* é justamente a interação que promove com o usuário. Se a máquina não abduz – se só evidencia relações entre dados, ainda que por múltiplas perspectivas – a proposta icônica desta ferramenta de KDD permite que o analista humano abduza, ou seja, que formule hipóteses ao visualizar conexões antes invisíveis entre os dados (e que permaneceriam invisíveis não fosse o método). Mais importante ainda: *data visualization* abre espaço para que se investigue um pouco mais as relações entre abdução e percepção visual. Motivos para esta pesquisa não faltam: entender como a percepção visual influencia na geração de conhecimento novo pode lançar novas perspectivas para a simulação das heurísticas humanas.

O estudo da abdução em Inteligência Artificial, apesar de ser um tema recente, vem oferecendo resultados significativos. Embora seja natural que as linhas mais tradicionais de pesquisa em IA invistam no entendimento da indução (e das habilidades perceptivas) para desvendar a cognição humana, a inferência abduativa como fonte de investigação para aumentar a performance de máquinas já é uma realidade. As pesquisas de Raymond Mooney são um exemplo disso (embora sua visão não seja exatamente a de Peirce) e mostram que, progressivamente, a abdução ganha um espaço na modelagem de sistemas inteligentes. Mooney pressupõe que a abdução pode ser convocada para aprimorar os sistemas de aprendizado de máquina (lembramos que *Machine Learning* é um dos fundamentos do *data mining*). Neste sentido, duas aplicações garantem um lugar de relevância para a abdução:

1) O **refinamento nas Bases de Conhecimento dos sistemas inteligentes** (*theory refinement ou knowledge-base refinement*), quando métodos de busca heurística detectam imperfeições no domínio, eliminando inconsistências que poderiam conduzir a erros nos diagnósticos dos sistemas especialistas (Mooney, 1997). Esta é uma aplicação que se estende ao KDD, aprimorando métodos de predição e descoberta de conhecimento. Poderíamos usar inferências abduativas, por exemplo, para refinar os critérios de análise de

crédito (em vez de apenas classificar potenciais correntistas inadimplentes). Ou, ainda, para verificar inconsistências nas correlações garimpadas pelo sistema ou nos novos agrupamentos apontados por *clustering*. Sob este prisma, as aplicações abduativas em *data mining* são diversas: detectar mais adequadamente os padrões de fraude, refinar os termos de análise de crédito, aperfeiçoar modelos de análise de resposta a malas diretas e campanhas de TV, entre outras. Ou seja, **a abdução aperfeiçoa as condições de resposta do *data mining*, potencializando a descoberta de conhecimento em sistemas inteligentes.**

Um exemplo pode ilustrar as implicações do refinamento do domínio pela abdução. Vamos supor que um paciente tenha tido nevralgia sem apresentar sensibilidade ao frio e que esta seja uma regra desconhecida pelo sistema especialista, de modo que ele não possa diagnosticar a respeito. A busca heurística identifica casos singulares como este, não coerentes com a teoria geral, em busca de evidências. Pode-se, então, ‘aprender’ uma nova regra – “se não apresentar sensibilidade ao frio, não descartar nevralgia”. É assim que os sistemas artificiais vão se aproximando do grau de incerteza relativo com que diagnósticos humanos precisam lidar. Observe-se um detalhe: o sistema se torna capaz de **acrescentar** conhecimento a uma base de dados formada a partir de um especialista humano. Ou seja: a abdução em máquinas pode não só ampliar a condição de resposta de um sistema artificial, como ainda refutar o conhecimento humano.

2) **Indução de Bases de Conhecimento abduativas**, entendendo-se por abduativo, aqui, a assimilação de características singulares para ampliar, depois, as condições de resposta do sistema (Mooney, 1997). Neste caso, a abdução é usada para aprofundar o domínio e, efetivamente, promover descoberta de conhecimento, aprimorando as condições de diagnóstico. Um exemplo: em geral, a BC de um sistema especialista médico reúne informações sobre sintomas de uma determinada doença. Em termos gerais, o método de inferência faz o diagnóstico a partir das combinações possíveis destes sintomas. Imaginemos agora um outro tipo de Base de Conhecimento, que inverta os papéis: em vez de reunir sintomas gerais para fazer diagnósticos

específicos, ela é formada por regras que apontam como as perturbações individuais geram sintomas particulares. Com esta base de conhecimento abductiva, as investigações científicas sobre as doenças estudadas podem avançar, com a descoberta de novas conexões realmente úteis onde o olho do especialista não alcança:

“(...) dado um conjunto de sintomas para um caso particular, a tarefa do diagnóstico abductivo é achar um conjunto mínimo de perturbações que explique todos os sintomas (...) em cada iteração, [o algoritmo] adiciona à base em desenvolvimento a regra ‘perturbação ? sintoma’ que maximiza a precisão do diagnóstico abductivo sobre o conjunto completo dos casos treinados. A adição das regras termina quando a adição de qualquer nova regra já não aumenta a precisão nos dados de treinamento”

Embora os exemplos de Raymond Mooney não sigam, em termos conceituais, a direção adotada por Peirce, é evidente que a abdução é um método que progressivamente se integrará aos sistemas inteligentes e às ferramentas usuais de extração de conhecimento (*data mining*). Acreditamos, por tudo o que foi exposto, que o KDD se desenha essencialmente como abdução, não só por sua idéia central de garimpar conhecimento (teorias) em massas de fatos (dados), mas também por sua condição de promover buscas heurísticas em bases de conhecimento, refinando as respostas das máquinas e, por conta disso, reduzindo as distâncias entre o humano e o maquínico. Isto nos leva a crer que ampliar a compreensão sobre o raciocínio abductivo – tão ligado aos julgamentos perceptivos e à intuição – é o caminho natural para simular processos cognitivos e otimizar as respostas dos chamados sistemas inteligentes.

Explicada a hipótese que costura todas as partes deste trabalho, convém abordar um último ponto: a possibilidade, em um modelo social preditivo, de algoritmização da abdução. Por tudo o que foi dito até aqui, fica evidente que o abductivo ainda é cercado de refutações (muitas pesquisas em Inteligência Artificial e, sobretudo, os investimentos em *Business Intelligence* parecem concentrar-se na dimensão indutiva). Entretanto, acreditamos que os últimos exemplos apresentados sinalizam para uma possibilidade que pode configurar-se, no futuro, como tendência. É este aspecto, mas também a lógica do

invisível que se configura como parâmetro discursivo que a última parte da tese ressalta.

7.4 – Garimpo de dados e comunicação:

o invisível como discursificação do cotidiano

Duas noções parecem atravessar o contemporâneo como traços marcantes: as idéias de risco e de excesso. A primeira pressupõe um trabalho incessante de análise para transformar o risco em oportunidade e a segunda, a criação de filtros progressivos, com a finalidade de selecionar - na avalanche de informação hoje disponível - aquilo que realmente constitui diferença. Seleção e análise são, assim, duas premissas básicas que se legitimam na justa medida em que são potencializados os riscos e os excessos. Curioso é observar que a questão não passa por diminuir o excesso - antes está em selecionar aquilo que dentro dele pode demarcar uma diferença significativa. Do mesmo modo, não se trata de diminuir os riscos, mas antes de forçar ao limite a possibilidade de resposta individual, privilegiando mais a busca de uma relação custo-benefício favorável do que a questão de zerar riscos.

Todas estas tendências que se articulam no cenário da Atualidade remontam a um mesmo princípio: a caracterização do nexos como sentido contemporâneo. A grande questão que parece surgir daí - considerando que a noção de nexos não é nova - pode se resumir na seguinte pergunta: por que a cultura dos nexos se torna o paradigma comunicacional contemporâneo por excelência? Como o preditivo se fortalece como parâmetro, ao mesmo tempo em que prepara o cenário para a simulação computacional de heurísticas humanas? À medida que o tecnológico toma para si esta habilidade de evidenciar conexões, ele incorpora definitivamente à noção de registro as idéias de cálculo e previsão. A valorização que hoje assistimos dos programas de inteligência artificial e o uso progressivo das ferramentas e técnicas de *data mining* acompanham e legitimam este movimento de produção de sentido a partir do nexos e, por tabela, participam desta sua transformação em elemento preditivo.

Mas, sobretudo, a mineração de dados funciona como fronteira entre o preditivo (que sustenta) e o abduativo (a que estimula). Se as práticas discursivas contemporâneas se pautam, hoje, pela predição – assim como um dia tomaram a forma do inquérito e do exame –, é possível que a abdução se configure como o próximo padrão. Se a preocupação, em uma sociedade preditiva, é com o aumento de performance que a correção antecipada de rumos permite conquistar, o viés de um modelo abduativo ainda é uma incógnita.

Paralelamente ao fortalecimento deste paradigma dos nexos, uma evidência se dissemina e ganha corpo: é o invisível, o não-dito, que dá ordem e sentido ao visível. Sabe-se que o que confere valor à prática do *mining* é justamente esta habilidade de detectar e extrair aquele dado que, impossível de se ver, explica seqüências não evidentes de causalidade. Novas questões aparecem aqui, diante das conseqüências desta prática singular: por que é que o dado invisível é que faz a diferença? Por que é que ele é sempre produto de umnexo e não de um registro?

A resposta é simples: porque o nexo não é produto de um registro, mas de um par de relações consideradas na linha do tempo. Em outros termos: o *mining* é o diálogo invisível entre tempo e fato, dando a ver uma cadência não na ordem da cinemática - de uma seqüência de instantes, de uma coleção de posições - mas segundo a lógica de movimentos possíveis dentro deste próprio tempo. Por exemplo: só o campo 'idade' não me permite inferir o nível de risco de um empréstimo financeiro. O registro sozinho nada me diz. Entretanto, se eu correlaciono a idade com o tempo de permanência no emprego, o estado civil e o histórico como cliente do banco já tenho como, a partir de alguns cálculos, definir a probabilidade de um indivíduo com tal ou qual perfil ser ou não inadimplente. Perceba-se que a questão envolve não só os dados em si, mas a sua consistência numa cadeia de tempo - é o histórico dele como cliente, sua trajetória e comportamento ao longo do tempo, que vai, junto com seu histórico como indivíduo, vislumbrar inferências e cadeias de possibilidades que os dados em si não dizem. Sendo solteiro e sem filhos, o empréstimo tenderá a ser considerado de alto risco. Na medida em que outras variáveis entram em

cena - analisadas numa perspectiva temporal - o peso do estado civil e da ausência de filhos pode ser minimizada em função de outros arranjos possíveis. O fato é que o *data mining*, ao prever tendências e mapear riscos, parte não exatamente dos registros em si, mas das múltiplas relações - subentendidas ou não - existentes entre estes dados e que ficam nas dobras do dizível. Neste caso, a cadeia de inferências se estende infinitamente, já que as informações obtidas nestas dobras dão margem à construção de novos nexos – estes, por sua vez, em constante processo de mudança, já que submetidos a sucessivas transformações no tempo.

No plano tecnológico, este invisível chega mesmo a assumir um estatuto de contágio. Explica-se: ao criar uma nova ordem de coisas, os dados ocultos - de onde não se dão a ver, mas se mostram como sinais - adquirem o papel principal, redimensionando o valor dos dados visíveis e atribuindo-lhes importância conforme as contribuições que dão para o garimpo de novas informações. Cabe aqui, portanto, um paralelo entre as técnicas de *data mining* e as máquinas de ‘fazer ver e fazer falar’ de Roussel, descritas por Foucault:

“(...) As máquinas de Roussel são (...) duplamente maravilhosas: elas repetem numa linguagem falada, coerente, uma outra que é muda, explodida e destruída; elas repetem, também, em imagens sem palavra e imóveis, uma história com sua longa narrativa: sistema ortogonal de repetições. Elas estão situadas exatamente na articulação da linguagem - ponto morto e vivo: são a linguagem que nasce da linguagem abolida ... são as figuras que se formam na linguagem antes do discurso e das palavras (...)”

(...) Todos os aparelhos de Roussel (...) são de uma maneira mais ou menos clara, com mais ou menos intensidade, não apenas a repetição de sílabas ocultas, não apenas a figuração de uma história a descobrir, mas uma imagem do próprio procedimento. Imagem invisivelmente visível, perceptível mas não decifrável, dada num clarão e sem leitura possível, presente numa irradiação que rechaça o olhar” (1999, p. 44-48)

Tal qual as máquinas de Roussel, o *data mining* parece evidenciar uma espécie de linguagem muda - “linguagem que nasce da linguagem abolida”. Cabe analisar as curvas de visibilidade e de enunciação deste dispositivo de controle que é o *database*, verificando “a maneira como cai a luz, se esbate e se propaga, distribuindo o visível e o invisível, fazendo com que nasça ou

desapareça o objeto que sem ela não existe” (Deleuze, 1996, p.84). Para entender de que natureza é este dispositivo, é preciso desvendar-lhe, portanto, o regime de luz e o regime de enunciação. Isto quer dizer, em outras palavras, que é preciso escavar e acompanhar o modo como este dispositivo operou ao longo do tempo com visibilidades e invisibilidades próprias, manejando sobre si - enquanto técnica de saber e de poder – as gradações de luz que lançava sobre as operações discursivas e seus modos de articulação ao longo do tempo (ora pondo em destaque, ora deixando o dispositivo fazer sombra).

Mas analisar os enunciados em questão, hoje, exige um pouco mais de perícia, uma vez que eles já não se articulam como uma narrativa linear, mas antes perpassam fundos e redes; donde conclui-se que os regimes de enunciação dos bancos de dados passam mais pela ordem do invisível e do não-dito, do que necessariamente pela ordem do que se dá a ver e dizer. O interessante na lógica do *data mining* é justamente o fato de que ele - tal qual as máquinas de Roussel - fazem este dispositivo falar de onde ainda não há uma forma clara de enunciação.

Um novo campo de saber e poder se configura no cenário contemporâneo - campo este que estabelece novas curvas de enunciação (marcadas por uma tensão, de natureza ainda não medida, entre visível e invisível) e, conseqüentemente, novas curvas de visibilidade (pautadas por este modo próprio de enunciação, delimitado pelo jogo ininterrupto e progressivo entre o dizer e o não-dizer).

O fato é que a tecnologia amarra as pontas do tempo: passado, futuro e presente se encontram ‘com-temporaneamente’. Sabe-se hoje – e sobretudo diante dos recursos de simulação do aparato tecnológico disponível – que o futuro pode, antes mesmo de concretizar-se como tal, transformar o presente. De onde o futuro constitui mera probabilidade, ele aciona e determina a ação. Curiosamente, invertem-se as posições. São as perspectivas de futuro que, dispostas matematicamente como possibilidades, determinam o curso dos acontecimentos, alterando não só o presente (de modo que presente e futuro trocam de lugar), como também o grau de importância atribuído ao passado.

Antes, o presente encontrava suas causas no passado. Agora, o futuro passa a funcionar como uma instância que promove, de dentro do presente, uma mudança e uma rearticulação de suas ações.

Então, se a tecnologia nos permite transformar o presente, visualizando de modo antecipado as probabilidades com que o futuro nos acena, e se permite ainda remontar ao passado, como fica a noção de Tempo? Na medida em que é possível alterar o presente pela probabilidade detectada vinda do futuro e na medida em que o passado ganha novo significado - dado que não é mais dele que extraímos sentido para o presente, agora alterado pelas possibilidades do vir-a-ser -, o Tempo passa a ser uma noção em permanente construção.

É a estrutura do *data mining* que confere subjetividade a este modelo comunicacional que é o banco de dados. À medida que o KDD descobre e inaugura uma política permanente de produção de nexos - dando vida 'pela simulação' a alguns possíveis - o *data mining* revaloriza a memória e costura os tempos. Não por acaso ele vai reativar o futuro por meio da simulação e o passado por meio do histórico. E é transitando por estas temporalidades, que são próprias da memória, que ele vai - como ferramenta tecnológica - reconfigurar, no domínio da técnica, a relação espaço-tempo.

O *data mining* funciona, assim, como uma espécie de leitor do sistema que, por meio de algoritmos, traz à tona fragmentos de um texto cuja dimensão babélica não permite distinguir de todo. E quanto mais labiríntico prova ser o ambiente para a prospecção, maiores se tornam também as chances de se identificar informações curiosamente relevantes. Se antes, à semelhança do arquivo, o *database* não passava de uma coleção de registros e identidades, hoje ele é feito de padrões e relações. O banco identitário tornou-se, progressivamente, um banco estatístico. E tudo leva a crer que ele será cada vez mais heurístico. À medida que esta tecnologia do *data mining* costura e transita por temporalidades diversas, embaralhando e resignificando esta variável que é o tempo, um novo conceito de banco de dados vai sendo gestado: aquele que caminha de uma proposta estática de arquivo para uma espécie de meta-memória.

8. CONCLUSÃO

O *KDD – Knowledge Discovery in Databases* –, tem se revelado uma possibilidade tecnológica bastante promissora tanto para o segmento corporativo, quanto para o ambiente científico. Embora todas as suas potencialidades não tenham sido mapeadas – afinal, o tema emplacou há pouco tempo – parece confirmar-se uma tendência de que esta área ofereça contribuições não só para o entendimento da cognição humana quanto para a construção de aparatos maquínicos capazes de otimizar a tomada de decisão nas organizações.

O KDD é um processo de extração e descoberta de conhecimento em *databases* cujo uso tem sido predominantemente indutivo – voltado como está para a predição de tendências e predisposições. Suas ferramentas principais assim o confirmam: árvores de decisão, modelos de regressão, indução de regras, séries temporais, entre outras. Mas a predição não é o único tipo de resposta que o KDD oferece e alguns autores costumam dividir as questões relativas ao *data mining* em dois tipos principais: predição e descoberta de conhecimento. Nesta outra ponta - da descoberta - estariam práticas que se referem a um momento anterior à predição, quando o sistema ainda não tem um parâmetro a partir do qual possa desenhar uma tendência. Correlações, detecção de desvios, clusterização, mineração de textos e *data visualization* são alguns exemplos.

Apesar de fazer uso constante de algoritmos indutivos e de contar com algumas ferramentas tipicamente estatísticas, o KDD também comporta inferências abduativas e, a bem da verdade, pela natureza implícita no seu conceito – **descoberta de conhecimento** em bases de dados –, seria de se esperar uma presença mais ativa da abdução nas pesquisas sobre *data mining*. Abdução entendida aqui no sentido adotado por Peirce, para quem o raciocínio abduativo aparece como único método capaz de produzir conhecimento novo. É neste conceito peirceano – de geração de uma hipótese a partir de fatos e da escolha da melhor hipótese (*the best explanation*) – que

a tese se fundamenta para evidenciar pontos comuns entre a abdução e a descoberta de conhecimento no KDD.

Inferências abdutivas integram os sistemas inteligentes e as ferramentas de extração de conhecimento em momentos variados: ora aparecem em aplicações voltada para a descoberta de padrões, ora refinam a Base de Conhecimento, onde estes padrões estão ocultos. A abdução está presente também sempre que se convoca a aleatoriedade e o auto-aprendizado para a produção/seleção de novas regras que otimizem o desempenho de um sistema artificial. Ou, ainda, quando abre espaço para que analistas humanos formulem hipóteses ao visualizarem conexões invisíveis entre dados. A abdução visual, aliás, é um tema que promete não só uma ponte mais estável para os estudos que correlacionem KDD e abdução, como ainda um ponto de partida para o entendimento das relações entre percepção visual e produção de conhecimento novo – o que pode gerar pistas importantes para a simulação de habilidades perceptivas em suportes computacionais.

Quando comecei esta pesquisa, acreditava que, pela proximidade conceitual entre KDD e abdução (ambos falam de descoberta de conhecimento), a assimilação do método abductivo pelo *data mining* fosse tarefa não só comum como evidente. O desenvolvimento do trabalho e o contato com pesquisadores nas áreas de neurociência, ciência computacional e *data mining* mostraram que eu estava errada. A abdução não é termo freqüente nas pesquisas sobre *data mining* e, para muitos pesquisadores (embora este não seja um dado estatístico), a indução prevalece como o método a partir do qual formulam-se hipóteses gerais. Os conceitos peirceanos de abdução e indução (pós 1900) não são, necessariamente, os que fundamentam as reflexões no campo das pesquisas em KDD, neurociência computacional e IA, embora algumas vezes se fortaleçam no cenário científico, com leituras inovadoras sobre a abdução em sistemas inteligentes - tendo Peirce como interlocutor nas entrelinhas. Paul Thagard, John Josephson e Ricardo Gudwin são alguns destes nomes.

Contudo, observando os trabalhos científicos que propõem um diálogo entre a Semiótica e a Inteligência Artificial, um fato logo chamou a atenção: nenhum

deles aborda diretamente a abdução no KDD. Exceção feita a dois *papers* que indiretamente confirmaram esta perspectiva – um artigo sobre *data mining* em bases geográficas, de Mark Gahegan, que inclui e ressalta, ainda que brevemente, o aspecto abduutivo do KDD e o estudo de Raymond Mooney, da Universidade do Texas, sobre as possibilidades de integração entre a abdução e a indução em Aprendizado de Máquina.

A ausência de material farto sobre o tema não significa que o raciocínio abduutivo não esteja presente no KDD; ao contrário. Mas a resposta para esta lacuna só viria a ser preenchida durante a troca de correspondência com alguns pesquisadores: além das divergências conceituais quanto aos limites entre o abduutivo e o indutivo (sobretudo no que diz respeito à origem das hipóteses), considera-se que modelar a abdução é um procedimento bem mais difícil, já que estamos falando da formação de conjecturas primeiras, em que a intuição ocupa mais espaço do que o raciocínio. Além disso, pela sua natureza, a abdução é associada a conceitos pouco modeláveis, como é o caso da criatividade e das abstrações relacionadas ao pensamento analógico.

Modelar hipóteses quando não há garantia de uma probabilidade mais definida também pode parecer pouco razoável – segundo Peirce, é a indução que testa a validade de uma hipótese –, mas existem indicações de que, no regime de efetividade do contemporâneo, este pressuposto não se confirme. Embora nem toda hipótese se revele útil, a perspectiva de garimpar nexos invisíveis – e com eles gerar conhecimento novo – pode ter valor agregado significativo. Mesmo no campo da pesquisa, como já vimos, temas como a modelização da abdução visual podem proporcionar desdobramentos no entendimento da cognição humana. Já no campo dos negócios, descobrir conexões entre fatos e conceitos, abduzindo vizinhanças e analogias, pode funcionar como diferencial competitivo em uma sociedade de consumo onde prever tendências já é uma prática ao alcance da mão. O *data mining*, apesar de recente e de custos ainda proibitivos, tem se tornado cada vez mais presente no processo de tomada de decisão. E a tomar pelo que dizem os números, tudo leva a crer que o KDD se consolide como uma ferramenta assimilável no cotidiano das organizações,

consolidando as premissas de posituação do risco e de correção antecipada de rumos – marcas do contemporâneo.

Neste cenário, acreditamos que a abdução se torne, nos próximos anos, um ponto de reflexão dos pesquisadores de **data mining**. A dificuldade atual (e até o desinteresse) em modelar processos com base no abdução deve modificar-se à medida que: 1) o cenário de negócios demande a busca de conhecimento realmente novo para garimpar oportunidades de mercado e 2) avanços no campo da **criatividade artificial** (de base peirceana) sejam implementados. É possível também que, futuramente, os estudos da *SP Theory* e da *Exploitation Redundancy* lancem luz sobre a forma como aprendemos e percebemos o mundo. Talvez daí advenha alguma explicação de como, assimilando informação do mundo sensível a partir de nossas heurísticas, abstraímos **criativamente** hipóteses para compreender problemas e estabelecer relações de vizinhança entre coisas aparentemente desconexas. Se diagnósticos são tipicamente abdução, esperamos que um entendimento mais amplo sobre o processamento da informação no cérebro lance alguma luz sobre o *modus operandi* das heurísticas humanas na solução de problemas.

E, neste caso, a abdução ocupa lugar incontestado. Estudos em criatividade computacional já propõem aproximação entre a abdução e a Inteligência Artificial. É de se esperar que estes estudos germinem, talvez, para que uma ponte consistente entre KDD e abdução se faça. Mas, se por um lado, construir modelos causais para a abdução parece tarefa das mais árduas em Inteligência Artificial, por outro, alguns pequenos passos têm sido dados nesta direção. As correlações em **data mining** são um exemplo disso: identificar pontos de contato entre fenômenos aparentemente distantes e levantar conhecimento epistemicamente novo (não testado ainda sobre sua eficácia) já é uma realidade no **data mining**. Quando descobrimos que fraldas e cerveja podem ser colocadas juntas para aumentar a venda de um dos itens, isto é levantar uma hipótese nova, isto é abduzir vizinhanças.

Hipóteses como esta podem ser geradas com frequência pelo sistema, mas ainda não se sabe como detectar as que são realmente aproveitáveis. Refinar

procedimentos para produzir correlações mais verossímeis é um procedimento realmente necessário. Por tudo isso, não é possível falarmos ainda em uma automatização do abduativo ou de uma algoritmização do conhecimento. Há, como vimos, impeditivos para simular os processos cognitivos, já que mesmo as habilidades perceptivas são armazenadas de forma distribuída. E nós ainda não sabemos, efetivamente, como a informação (inclusive a relativa à percepção) se processa. Estudos neurocientíficos como os de Wolf e Koch devem lançar luz sobre o fenômeno da percepção. À medida que tais pesquisas avancem, aumentam as possibilidades de que procedimentos artificiais simulem o modo de pensar e decidir humanos.

Contudo, se pensarmos conhecimento em uma perspectiva foucaultiana, o termo algoritmização do conhecimento ganha novos contornos, já que partimos de um saber que é construído fora, no atrito diário das linhas de força e de fratura. Neste sentido, a algoritmização do conhecimento é um termo não só possível como até oportuno, especialmente se o interesse for o de estudar as implicações do modelo preditivo que se consolida, no contemporâneo, diante de um regime de efetividade. Algoritmização do conhecimento passa a ser, neste contexto, uma espécie de ‘compressão’ do conhecimento construído ‘no’ e ‘sobre’ o mundo. Uma prática discursiva diferenciada que reconfigura o próprio sentido de discurso. Dito de outro modo: a algoritmização do conhecimento se desenha, no cenário contemporâneo, como uma prática discursiva cuja forma de enunciação é a própria compressão do discurso.

Esta tese se encontra no limiar destes dois parâmetros – o microfísico–social proposto por Foucault e o científico, que aponta para as limitações e oportunidades concretas de reduzir as distâncias entre o humano e o maquínico. A razão para ocupar este espaço de *intermezzo* está no seguinte fato: mesmo partindo da prerrogativa nietzscheana de que o conhecimento apriorístico não existe, de que conhecimento e mundo a conhecer não pertencem ao mesmo campo semântico, acreditamos não ser possível ignorar os limites científicos do conhecimento sobre as heurísticas humanas. Mesmo porquê este ponto se revela decisivo para o delineamento de novas práticas discursivas – como o desdobramento do modelo preditivo em direção à

abdução, a que já estamos assistindo como um possível vir-a-ser. Os investimentos na automatização do abdução são justificáveis, embora os programas de Inteligência Artificial apostem preferencialmente na indução. Mas a abdução lateja como potencialidade sob as linhas de força da predição contemporânea. E, uma vez se confirmando, no cenário social, as vantagens de modelar o abdução, caminharemos, provavelmente, pela via tecnológica, da predição – categoria que se seguiu ao exame – para uma automatização da abdução na microfísica do poder.

O modelo social que se configura no contemporâneo é tipicamente preditivo, sendo a tecnologia o viés de encarnação e consolidação deste preditivo no social. A formalização dos saberes científicos, com a revitalização da lógica no século XIX e a entrada em cena do algoritmo foram episódios de grande relevância para que se pudesse ter a compreensão dos fenômenos complexos e caóticos, sem a qual o cálculo de risco, hoje, não seria possível – já que os fenômenos sobre os quais a sociedade de consumo quer saber são tipicamente não-lineares: comportamento de consumo, funcionamento dos mercados, análise de riscos.

Acreditamos que se não é possível ainda, mesmo em uma arquitetura social onde o preditivo vigora, falar de algoritmização do abdução – isso é só uma questão de tempo. Estudos sobre a relação entre diagnósticos e abdução já existem. Da mesma forma, a Semiótica tende a oferecer algumas pistas para que o KDD amplie seus contornos, modelando processos abdução, tão necessários à compreensão da cognição humana. Se a indução tem oferecido contribuições significativas para a previsão de tendências, sua ação sobre a descoberta de padrões ainda é limitada. Talvez porque, conforme ressalta Peirce, só a abdução produz conhecimento novo.

Do ponto de vista da comunicação, busca-se, com esta tese, apresentar algumas contribuições para o entendimento da produção de sentido no contemporâneo, onde verificou-se que a positivação do risco justifica a aposta no preditivo. Parece-nos que, do ponto de vista social, a automatização da indução por meio dos dispositivos tecnológicos – dentre eles, o **data mining** –

sinaliza a valorização de tendências como viés para tomada de decisão e certa assepsia preventiva de padrões de comportamento que possam ameaçar as condições de saúde do sistema. Por outro lado, é a abdução – que chega à tecnologia pela via do algoritmo – quem domestica o risco pela antecipação criativa de futuros possíveis, descobrindo relações de parentesco entre fenômenos e, sobretudo, evidenciando as heurísticas humanas que tanto buscam plasmar nos sistemas inteligentes.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

TEORIA DA COMUNICAÇÃO E FILOSOFIA

- ATLAN, Henri. *Entre o Cristal e a Fumaça*. Rio de Janeiro: Zahar, 1992.
- BERGSON, Henri. *Matéria e Memória*. São Paulo: Martins Fontes, 1999.
- COLLI, Giorgio. *O Nascimento da Filosofia*. Lisboa: Edições 70, 1998.
- DELEUZE, Gilles. *Conversações*. Rio de Janeiro: Ed. 34, 1992.
- _____. *O mistério de Ariana*. Lisboa, Vega, 1996.
- _____. *Bergsonismo*. São Paulo: Ed. 34, 1999.
- DELEUZE, Gilles, GUATTARI, Félix. *Mil Platôs – capitalismo e esquizofrenia*, vol. 1-5. Rio de Janeiro: Ed. 34, 1995-1997.
- DEL NERO, Henrique Schutzer. *O Sítio da Mente: pensamento, emoção e vontade no cérebro humano*. Cognitio Book. Versão eletrônica disponível em <http://www.topstar.med.br/mentalgames10.htm>
- DUFLO, Colas. *O jogo de Pascal a Schiller*. Porto Alegre: Artes Médicas, 1999.
- FOUCAULT, Michel. *Microfísica do poder*. Rio de Janeiro: Graal, 1979.
- _____. *A ordem do discurso*. São Paulo: Edições Loyola, 1996.
- _____. *Raymond Roussel*. Rio de Janeiro: Forense, 1999.
- _____. *Resumo dos cursos do Collège de France (1970-1982)*. Rio de Janeiro, Zahar, 1997.
- _____. *As palavras e as coisas: uma arqueologia das ciências humanas*. Rio de Janeiro: Martins Fontes, 1992.
- _____. *A Verdade e as Formas Jurídicas*. Rio de Janeiro: Nau Ed., 1999.
- _____. *O que é um autor?* Lisboa: Vega, 1992.
- HUME, David. *Investigações sobre o Entendimento Humano*. São Paulo: UNESP, 1999.
- LEIBNIZ, Gottfried Wilhelm. *Novos Ensaios sobre o Entendimento Humano*. Lisboa, Edições Colibri.

PEIRCE, C.S. *The Collected Papers*. Hartshorne, Weiss e Burks (eds.). 8 Vls. Cambridge, MA: Harvard University Press.

_____. *Semiótica*. São Paulo: Perspectiva, 2000.

POPPER, Karl. *O Realismo e o objetivo da Ciência*. Lisboa: Publicações Dom Quixote, 1997.

ROSENFELD, Israel. *A Invenção da Memória*. Rio de Janeiro: Nova Fronteira, 1994.

SANTAELLA, L. . "Instinct, Logic or the Logic of Instinct". *Semiótica*, 83-1/2, 1991, p. 123-141.

SEARLE, John. *A Redescoberta da Mente*. São Paulo: Martins Fontes, 1997.

SISSA, Giulia; DETIENNE, Marcel. *Os Deuses Gregos*. São Paulo: Companhia das Letras, 1990.

VERNANT, Jean-Pierre. *Mito e sociedade na Grécia Antiga*. Rio de Janeiro: José Olympio, 1999.

VERNANT, Jean-Pierre; VIDAL-NAQUET, Pierre. *Mito e tragédia na Grécia Antiga*. São Paulo: Perspectiva, 1999.

REFLEXÕES SOBRE TECNOLOGIA E INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

BERLINSKI, David. *O advento do algoritmo: a idéia que governa o mundo*. São Paulo: Globo, 2002.

BERNSTEIN, Peter L. *Desafio aos deuses: a fascinante história do risco*. Rio de Janeiro: Campus, 1997.

BRANSCOMB, Anne Wells. *Who owns information?: from privacy to public access*. Basic Books, 1995.

CASTIEL, Luis David. *A medida do possível: saúde, risco e tecnobiociências*. Rio de Janeiro: Contracapa/Editora Fiocruz, 1999.

CHALMERS, D. J. *The Conscious mind*. New York, Oxford University Press, 1996.

DENNETT, Daniel. *A Perigosa Idéia de Darwin*. Rio de Janeiro: Rocco, 1998.

KIRBY, Simon. "Natural Language from Artificial Life". Artigo disponível em <http://archive.ling.ed.ac.uk/documents/disk0/00/00/00/37/taal00000037-00/alife.pdf>

LÉVY, Pierre. *O que é o Virtual?* São Paulo: Ed. 34, 1996.

LYON, David, ZUREIK, Elia. *Computers, surveillance and privacy*. Cambridge: MIT Press, 1996.

WEINRICH, Harald. *Lete: arte e crítica do esquecimento*. Rio de Janeiro: Civilização Brasileira, 2001.

LOGICA E FILOSOFIA DA CIÊNCIA

CHAITIN, Gregory. "Computers, Paradoxes and the Foundations of Mathematics". *American Scientist*. Volume 90.

ENCICLOPÉDIA EINALDI. *Lógica/Combinatória*. Porto: Casa da Moeda, 1988.

KNEALE, William, KNEALE, Martha. *O Desenvolvimento da Lógica*. Lisboa, Fundação Calouste Gulbenkian, 1991. 3ª ed.

NUSSENZVEIG, H. Moysés (org.) *Complexidade & Caos*. Rio de Janeiro: Editora UFRJ/COPEA, 1999.

OMNÉS, Roland. *Filosofia da Ciência Contemporânea*. São Paulo: UNESP, 1996.

SCHWARTZ, Daniel. *Le jeu de la Science et du Hasard: la statistique et le vivant*. France: Flammarion, 1994.

SINGH, Simon. *O Último Teorema de Fermat*. Rio de Janeiro: Record, 1997.

STEWART, Ian. *Os Números da Natureza: a realidade irreal da imaginação matemática*. Rio de Janeiro: Rocco, 1996.

KAYZER, Wim. *Maravilhosa Obra do Acaso*. Rio de Janeiro: Nova Fronteira, 1998.

DATA MINING E SISTEMAS INTELIGENTES

AMARAL, Fernanda Cristina. *Data Mining: técnicas e aplicações para o marketing direto*. São Paulo: Berkeley, 2001.

BARBIERI, Carlos. *BI – Business Intelligence: modelagem e tecnologia*. Rio de Janeiro: Axcel, 2001.

BRAGA, A.; CARVALHO, A.; LUDERMIR, T. Redes Neurais Artificiais. In: REZENDE, Solange Oliveira (org) *Sistemas Inteligentes: fundamentos e aplicações*. São Paulo: Manole, 2003.

- CARVALHO, Luís Alfredo Vidal de. *Datamining: a mineração de dados no marketing, medicina, economia, engenharia e administração*. São Paulo: Érica, 2001.
- EBECKEN, N.; LOPES, Maria Célia; COSTA, Myriam. Mineração de Textos. In: REZENDE, Solange Oliveira (org) *Sistemas Inteligentes: fundamentos e aplicações*. São Paulo: Manole, 2003.
- EVSUKOFF, Alexandre; ALMEIDA, Paulo. Sistemas Neuro Fuzzy. In: REZENDE, Solange Oliveira (org) *Sistemas Inteligentes: fundamentos e aplicações*. São Paulo: Manole, 2003.
- GARCIA, Ana; VAREJÃO, Flávio; FERRAZ, Inhaúma. Aquisição de Conhecimento. In: REZENDE, Solange Oliveira (org) *Sistemas Inteligentes: fundamentos e aplicações*. São Paulo: Manole, 2003.
- HOLLAND, John. Sistemas Complexos Adaptativos e Algoritmos Genéticos. In: NUSSENZVEIG, H.Moysés (org.) *Complexidade & Caos*. Rio de Janeiro: Editora UFRJ/COPEA, 1999, p. 191-198.
- INMON, W. H., TERDEMAN, R.D., IMHOFF, Claudia. *Data Warehousing: como transformar informações em oportunidades de negócios*. São Paulo: Berkeley, 2001.
- MENA, Jesus. *Data mining your website*. Digital Press, 1999.
- MENESES, C. J., GRINSTEIN, G.G. Categorization and Evaluation of Data Mining Techniques. In: EBECKEN, Nelson (editor). *Data Mining*. Boston: WIT Press, 1998.
- MONARD, Maria Carolina; BARANAUSKAS, J. Conceitos sobre Aprendizado de Máquina. In: REZENDE, Solange Oliveira (org) *Sistemas Inteligentes: fundamentos e aplicações*. São Paulo: Manole, 2003.
- REZENDE, S. O., OLIVEIRA, R.B.T., Félix, L.C.M., ROCHA, C.A.J. Visualization for Knowledge Discovery in Database. In: EBECKEN, Nelson (editor). *Data Mining*. Boston: WIT Press, 1998.
- REZENDE, S.O; PUGLIESI, J.; MELANDA, E.; PAULA, M. Mineração de Dados. In: REZENDE, Solange Oliveira (org) *Sistemas Inteligentes: fundamentos e aplicações*. São Paulo: Manole, 2003.
- REZENDE, S. O.; PUGLIESI, J.; Varejão, F. Sistemas Baseados em Conhecimento. In: REZENDE, Solange Oliveira (org) *Sistemas Inteligentes: fundamentos e aplicações*. São Paulo: Manole, 2003.
- SERRA, Laércio. *A essência do Business Intelligence*. São Paulo: Berkeley, São Paulo, 2002.

TAFNER, Malcon A. (et al). *Redes neurais artificiais: introdução e princípios de neurocomputação*. Blumenau: EKO, 1995.

WOLFF, Gerard J. Unifying computing and cognition: the SP theory and its applications. Draft de livro publicado na rede em fevereiro de 2004. Disponível em http://www.cognitionresearch.org.uk/books/sp_book/book_january_2004.pdf

PAPERS E ARTIGOS DISPONÍVEIS ONLINE

BACHA, Maria de Lourdes (1998) *Alguns tópicos referentes à abdução em Peirce*. Disponível em <http://www.pucsp.br/pos/cos/interlab/mlourdes>

_____. *The evolution of Peirce's conception of induction*. Disponível em <http://www.pucsp.br/pos/cos/cepe/textos/peirceevo.pdf>

BARLOW, Horace (1999). *The Exploitation of Regularities in the environment by the brain*. Disponível em http://www.physiol.cam.ac.uk/staff/barlow/Hbb_sgl.html

CHILE, Jaime R (s/d). *Consciência y Autoconsciência: la evolución de la Subjetividad*. Disponível em <http://www.inteco.cl/articulos/013/index.htm>

COSTA, Luciano; MONTAGNOLI, Christian. *Máquinas tomam decisões: reconhecimento de padrões e data mining*. Revista Ciência Hoje, vol. 30, n. 176. Disponível em <http://www2.uol.com.br/cienciahoje/chmais/pass/ch176/maquinas.pdf>

DATAMATION. *Datamarts: coming to na IT mall near you!* Disponível em <http://www.datamation.com/PlugIn/workbench/dwhouse/stories/06asoft1.htm>

ECAI 96. Workshop on Abductive and Inductive Reasoning. Budapest, August 1996. Acesso em março de 2004. Disponível em <http://www.cs.bris.ac.uk/~flach/ECAI96/ECAI96report.html>.

EDELMAN, Gerald (2000). *A ilusão da inteligência artificial*. Entrevista ao jornal italiano La Repubblica, em 8 Maio 2000. Disponível em: www.gomestranslation.com/translated_articles/edelman.doc

ELMAN, Jeffrey (1998). Connectionism, Artificial Life, and Dynamical Systems: new approaches to old questions. In W. Bechtel and G. Graham (Eds.) *A Companion to Cognitive Science*. Oxford: Basil Blackwood. Disponível em: <http://crl.ucsd.edu/~elman/Papers/companion.pdf>

FILHO, Clézio Fonseca (1998). *Historia da Computação – teoria e tecnologia*. Livro disponível em <http://www.cic.unb.br/tutores/hci/hcomp/hcomp.htm>

GAHEGAN, Mark (2001) Department of Geography. University of Pennsylvania. *Data Mining and Knowledge Discovery in the geographical*

domain. Acesso em abril de 2004. Disponível em http://www7.nationalacademies.org/cstb/wp_geo_gahegan.pdf

GUDWIN, Ricardo R. *From Semiotics to Computational Semiotics*. Proceedings of the 9th International Congress of the German Society for Semiotic Studies/ 7th International Congress of the International Association for Semiotic Studies (IASS/AIS), Dresden, Germany, 3-6, 7-11 October, 1999. Disponível em <http://www.dca.fee.unicamp.br/~gudwin/ftp/publications/iass99.pdf>

HASSE, Vitor. *A Mente e seus Sítios*. Belo Horizonte, jun 1997. Disponível em <http://www.lsi.usp.br/~hdelnero/Resenhas4.html>

JOSEPHSON, John R. *A taxonomy of basic inference types*. Laboratory for Artificial Intelligence Research. The Ohio State University. Apresentação para ECAI'96 - Workshop on Abductive and Inductive Reasoning. Budapest, August 12, 1996. Acesso em abril de 2004. Disponível em: http://www.cse.ohio-state.edu/~jj/abduct_induct.ps

JOSEPHSON, John; JOSEPHSON, Susan (1996). *Abductive Inference: computation, Philosophy, Technology*. Acesso em abril de 2004. Disponível em: <http://www.cse.ohio-state.edu/~jj/pubs/AbdInfCh1.pdf>

KAPITAN, Tomis. *Abduction as Pratical Inference (2000)*. Acesso em abril de 2004. Disponível na Enciclopédia Digital de Peirce, organizada por João Queiroz: <http://www.digitalpeirce.org/p-abdkap.htm>.

MOONEY, Raymond J (1997). Department of Computer Sciences. University of Texas. *Integrating Abduction and Induction in Machine Learning*. Acesso em abril de 2004. Publicado em IJCAI'97. Workshop on abduction and induction in IA. Ver em: <http://www.cs.bris.ac.uk/%7Eflach/IJCAI97/papers.html>.

NAGEL, Thomas. *What is it to be like a bat?* Disponível em: http://members.aol.com/NeoNoetics/Nagel_Bat.html

NAVEGA, Sergio. Mensagens Seleccionadas da Lista de Discussão sobre Ciência Cognitiva. Acesso em março de 2004. Disponível em: <http://www.intelliwise.com/reports/ptghome.htm>

NAVEGA, Sergio. *Princípios Essenciais do Data Mining*. Publicado nos Anais do Infoimagem 2002, Cenadem Novembro 2002. Último acesso em março de 2004. Disponível em: <http://www.intelliwise.com/reports/i2002.htm>

PAAVOLA, Sami. *Abduction as a logic and methodology of Discovery: the importance of strategies*. Disponível no site The Commens Web Site, desde 23/1/2003. Acesso em abril de 2004. Disponível em <http://www.helsinki.fi/science/commens/papers/abductionstrategies.html>

PRATES, Eufrásio (1997). *Semiótica: uma suave introdução*. Disponível em <http://www.geocities.com/yeufrates/semiotic.htm>

PILOT SOFTWARE. *An Introduction to Data Mining: discovering hidden value in your data warehouse*. White paper da Pilot Software disponível em <http://www.pilotsw.com/dmpaper/dmindex.htm>

POLITO, M. *Data Mining*. Monografia sobre conceitos e técnicas *data mining*. Disponível em <http://www.infolink.com.br/~polito/mining/mining.htm>

QUEIROZ, João (org). Enciclopédia Digital Peirce. Acessado em abril de 2004. Disponível em <http://www.digitalpeirce.org>

RISSANEN, Jorma. *MDL theory as a foundation for a statistical modeling* (2002). Acessado em abril de 2004. Disponível em <http://www.msri.org/publications/In/msri/2002/infotheory/rissanen/1/>

RODRIGO GONÇALVES, Francisco. *Sistemas de Informação Inteligentes*. Acesso em abril de 2004. Disponível em www.inf.ufsc.br/~rodrigog/free/IAFranciscoRodrigo.pdf

RODRIGUES, Alexandre Medeiros. *Técnicas de Data Mining classificadas do ponto de vista do usuário*. Dissertação de Mestrado. Acesso em abril de 2004. Não está mais disponível.

SANTAELLA, Lucia. *The Development of Peirce's Three Types of Reasoning: abduction, deduction and induction* (1997). Proceedings of the VI International Congress of the IASS-AIS. Acesso em março de 2004. Disponível em <http://www.pucsp.br/~lbraga/abdu1.html>

SANTAELLA, Lucia (s/d). *Abduction and the limits of formalization*. Acesso em março de 2004. Disponível em <http://www.pucsp.br/~lbraga/abdu2.html>

SERRA, Paulo. *Peirce e o signo da abdução* (1996). Biblioteca Online de Ciências da Comunicação (BOCC). Acesso em março de 2004. Disponível em http://bocc.ubi.pt/pag/texto.php3?html2=jpserra_peirce.html

TEIXEIRA, João de Fernandes. *A teoria da Consciência de David Chalmers*. *Psicol. USP*. [online]. 1997, vol.8, no.2 [cited 25 March 2004], p.109-128. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-65641997000200006&lng=en&nrm=iso

THAGARD, Paul; SHELLEY, Cameron (1997). *Abductive reasoning: Logic, visual thinking and coherence*. In: M.-L. Dalla Chiara et al (eds). *Logic and Scientific Methods*. Dordrecht: Kluwer, p. 413-427. Acesso em abril de 2004. Disponível em <http://cogsci.uwaterloo.ca/Articles/Pages/%7FAbductive.html>

SPSS. *Data Mining Techniques – Correlations, t-tests, ANOVA, Linear Regression, Discriminant Analysis, Forecasting Methods, Cluster Analysis, Factor Analysis, Decision Trees, Data Visualization, Neural Networks*. Último acesso via rede em 1999. Disponível em <http://www.spss.com/datamine.htm>

WOLFF, Gerard J. *The SP Theory and the representation and processing of knowledge*. Fevereiro de 2004. Acesso em abril de 2004. Disponível em http://www.cognitionresearch.org.uk/papers/sw/sw_article/spsw5.pdf

SITES SOBRE DATA MINING E KDD

<http://www.santafe.edu/~kurt/dmintro/dmintro.htm>

http://www.gslis.utexas.edu/~palmquis/courses/project/d_mining.htm

<http://www.orgwis.gmd.de/projects/explora/terms.html>

<http://www.kdnuggets.com>

<http://www.cs.bham.ac.uk/~anp/TheDataMine.html>

http://www.its.state.ms.us/et/datawarehouse/et_dwh.htm

OUTROS SITES

Site do Mestrado em Informática. Universidade do Porto. Complexidade de Kolmogorov e Criptografia. Disponível em:

<http://www.ncc.up.pt/~nam/tias0304.html#lfa19Sep2003191648>

Grupo Ômega-Pi. Information Theory and Kolmogorov Complexity Research. Universidade Federal de Pelotas. Disponível em

<http://minerva.ufpel.edu.br/~campani/grupo.htm>

MATÉRIAS

BB vai investir R\$ 1,3 bi contra crime eletrônico. *Gazeta Mercantil*, 9 fev. 2004, A-10.

LOGÍSTICA: Unilever, em segredo, desenvolve etiqueta inteligente no Brasil. *Valor Econômico*, 3 fev. 2004.

O FUTURO com a etiqueta inteligente. *Gazeta Mercantil*, 6 fev. 2004.

RIO desenvolverá tecnologia para prever cenário até 2010. *Gazeta Mercantil*, 6 fev. 2004.

UMA avaliação do mercado de Business Intelligence. *IDG Now* São Paulo, 12 fev. 2004. Disponível em

<http://idgnow.terra.com.br/idgnow/corporate/2004/02/0008/imprimir.html>