

2019

TEXTO PARA DISCUSSÃO

COMPLEXIDADE: UMA REVISÃO DOS CLÁSSICOS

Bernardo Alves Furtado
Patrícia Alessandra Morita Sakowski



2019

TEXTO PARA DISCUSSÃO

Brasília, dezembro de 2014

COMPLEXIDADE: UMA REVISÃO DOS CLÁSSICOS¹

Bernardo Alves Furtado²

Patrícia Alessandra Morita Sakowski³

1. Os autores agradecem a leitura cuidadosa e os comentários do pesquisador Leonardo Monasterio. Agradecem também os comentários de Nilo Saccaro Júnior e Júlio Cesar Roma sobre a seção de evolução. Erros e omissões são responsabilidade dos autores somente.

2. Técnico de Planejamento e Pesquisa da Diretoria de Estudos e Políticas Regionais, Urbanas e Ambientais (Dirur) do Ipea. Bolsista de Produtividade do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq).

3. Técnica de Planejamento e Pesquisa da Dirur do Ipea.

Governo Federal

**Secretaria de Assuntos Estratégicos da
Presidência da República**
Ministro Marcelo Côrtes Neri

ipea Instituto de Pesquisa
Econômica Aplicada

Fundação pública vinculada à Secretaria de Assuntos Estratégicos da Presidência da República, o Ipea fornece suporte técnico e institucional às ações governamentais – possibilitando a formulação de inúmeras políticas públicas e programas de desenvolvimento brasileiro – e disponibiliza, para a sociedade, pesquisas e estudos realizados por seus técnicos.

Presidente

Sergei Suarez Dillon Soares

Diretor de Desenvolvimento Institucional

Luiz Cezar Loureiro de Azeredo

Diretor de Estudos e Políticas do Estado, das Instituições e da Democracia

Daniel Ricardo de Castro Cerqueira

Diretor de Estudos e Políticas Macroeconômicas

Cláudio Hamilton Matos dos Santos

Diretor de Estudos e Políticas Regionais, Urbanas e Ambientais

Rogério Boueri Miranda

Diretora de Estudos e Políticas Setoriais de Inovação, Regulação e Infraestrutura

Fernanda De Negri

Diretor de Estudos e Políticas Sociais, Substituto

Carlos Henrique Leite Corseuil

Diretor de Estudos e Relações Econômicas e Políticas Internacionais

Renato Coelho Baumann das Neves

Chefe de Gabinete

Bernardo Abreu de Medeiros

Assessor-chefe de Imprensa e Comunicação

João Cláudio Garcia Rodrigues Lima

Ouvidoria: <http://www.ipea.gov.br/ouvidoria>

URL: <http://www.ipea.gov.br>

Texto para Discussão

Publicação cujo objetivo é divulgar resultados de estudos direta ou indiretamente desenvolvidos pelo Ipea, os quais, por sua relevância, levam informações para profissionais especializados e estabelecem um espaço para sugestões.

© Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada – **ipea** 2014

Texto para discussão / Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada.- Brasília : Rio de Janeiro : Ipea , 1990-

ISSN 1415-4765

1. Brasil. 2. Aspectos Econômicos. 3. Aspectos Sociais.
I. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada.

CDD 330.908

As opiniões emitidas nesta publicação são de exclusiva e inteira responsabilidade do(s) autor(es), não exprimindo, necessariamente, o ponto de vista do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada ou da Secretaria de Assuntos Estratégicos da Presidência da República.

É permitida a reprodução deste texto e dos dados nele contidos, desde que citada a fonte. Reproduções para fins comerciais são proibidas.

JEL: A31, B15, C63.

SUMÁRIO

SINOPSE

ABSTRACT

1 INTRODUÇÃO	7
2 MODELOS.....	11
3 PADRÕES, SISTEMAS DINÂMICOS, NÃO LINEARIDADE E CAOS	14
4 AUTÔMATOS CELULARES E INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL	19
5 TEORIA DA INFORMAÇÃO.....	31
6 REDES.....	38
7 EVOLUÇÃO	41
8 CRÍTICAS	45
9 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	49
REFERÊNCIAS	50

SINOPSE

Este texto está inserido no projeto Modelagem de Sistemas Complexos para Políticas Públicas e faz uma resenha dos autores clássicos que, em conjunto, contribuíram com os elementos do que seria uma “ciência da complexidade”. Com base no pensamento original destes autores, os conceitos centrais de sistemas complexos são discutidos, a saber: *i*) a interação entre agentes (homogêneos ou heterogêneos) e o ambiente; *ii*) as propriedades emergentes e a auto-organização; *iii*) a importância da não linearidade e das escalas; *iv*) as regras e seu determinismo; *v*) a ênfase na dinâmica e retroalimentação; e *vi*) as noções de adaptação, aprendizado e evolução. Por fim, críticas contemporâneas são apresentadas. Elas sugerem que os argumentos de sistemas complexos não sustentam epistemologicamente a constituição de suposta nova ciência, mas não rejeitam os avanços propostos nos estudos de complexidade.

Palavras-chave: complexidade; emergência; sistemas dinâmicos; não linearidade; autômatos celulares; modelagem; teoria da informação; redes neurais; evolução.

ABSTRACT

This text was written as part of the project ‘Modelling of Complex Systems for Public Policy’. It reviews the classical authors who jointly contributed to establish the elements of what could constitute a ‘science of complexity’. Based on the original writings of these authors, the text discusses the central concepts of complex systems: *i*) the interaction between (homogeneous or heterogeneous) agents and the environment; *ii*) emergence and self-organization; *iii*) the importance of not nonlinearity and scales; *iv*) the determinism of rules; *v*) the emphasis on dynamics and feedback; and *vi*) the notions of adaptation, learning and evolution. Finally, contemporary critics are presented. They suggest that the arguments of complex systems do not support the establishment of a supposed new science epistemologically, but they do not reject the advances proposed by complexity studies.

Keywords: complexity; emergence; dynamical systems; non-linearity; cellular automata; modelling; information theory; neural networks; evolution.

1 INTRODUÇÃO

Sistemas complexos podem ser definidos como sistemas nos quais agentes interagem com o ambiente e entre si, sem uma autoridade central, de maneira complexa, dinâmica e não linear e cujas ações geram estruturas emergentes observáveis, em escalas diferenciadas, a partir de regras, usualmente simples, que permitem a adaptação e a evolução do próprio sistema. Sistemas complexos podem ser descritos de modo formal e permitem a simulação computacional.¹ Melanie Mitchell propõe a seguinte conceituação:

Sistemas nos quais comportamentos organizados aparecem sem um líder ou sistema de controle interno ou externo, às vezes são chamados de auto-organizados. Como regras simples produzem comportamento complexo em maneiras difíceis de serem previstas, o comportamento macroscópico desses sistemas é às vezes chamado de emergente. Aqui está uma definição alternativa de sistemas complexos: *um sistema que exhibe comportamento emergente e auto-organizável* não trivial. A pergunta central das ciências da complexidade é como esses comportamentos emergentes e auto-organizáveis ocorrem (Mitchell, 2011, p. 13, grifo nosso).²

Simular esses sistemas do ponto de vista de políticas públicas significa modelar a ação e a interação entre cidadãos, firmas, instituições, ambiente, limitados pela regulação existente, pelas condições orçamentárias, políticas e espaciais analisadas. Nesse sentido, trabalhar com sistemas complexos aplicados à política pública significa criar ambientes de experimentos computacionais nos quais as características essenciais destes sistemas sejam formalmente descritas e a partir dos quais possam ser retirados elementos de melhoria da política, de forma (relativamente) simples e com baixo custo.

O objetivo deste texto – inserido no projeto maior intitulado Modelagem de Sistemas Complexos para Políticas Públicas – é fazer uma resenha dos autores clássicos que contribuíram com os elementos do que seria uma “ciência da complexidade”. Os autores incluídos nesta revisão estão embasados na literatura proposta para a Escola de

1. A descrição formal de um problema complexo é relativamente simples. Miller e Page (2007, p. 11 e seguintes), por exemplo, utilizam o problema de aplaudir de pé (*stand ovation* – no qual membros de uma plateia se levantam sucessivamente para saudar uma *performance* artística particularmente bem recebida) para ilustrar um problema de difícil entendimento, do ponto de vista dos seus mecanismos, mas que é descrito de maneira formal.

2. No original: “*Systems in which organized behavior arises without an internal or external controller or leader are sometimes called self-organizing. Since simple rules produce complex behavior in hard-to-predict ways, the macroscopic behavior of such systems is sometimes called emergent. Here is an alternative definition of a complex system: a system that exhibits nontrivial emergent and self-organizing behaviors. The central question of the sciences of complexity is how this emergent self-organized behavior comes about*”.

Verão em Sistemas Complexos, oferecida pelo Instituto Santa Fe para o ano de 2014.³ Vale ressaltar que, dada a proposta do texto de construção de panorama de resenhas, os autores deste texto apoiam-se nos autores clássicos originais, limitando-se à interpretação própria dos textos originais e mantendo apenas a busca pelo encadeamento entre conceitos e temas.

De fato, os conceitos centrais surgem em épocas diferentes, com descrições específicas em cada ciência e no repertório de cada autor. Há, portanto, sobreposição, adição e complementação e detalhamento diferenciados. De todo modo, a conceituação de sistemas complexos apresentada anteriormente sintetiza estes vários elementos.

De forma não exaustiva e com alguma liberdade, é possível reduzir as contribuições dos autores do modo a seguir.

1. Anderson (1972), Langton (1986) e von Neumann (1986) realçam a *interação entre as partes*. Advogam que sem a análise das conexões em níveis diferenciados de escala, não se pode compreender o fenômeno.
2. Simon (1973) confirma essa noção ao valorizar as *hierarquias*. A complexidade observada, entretanto, não pode exigir que o modelo seja igual à realidade.
3. Com isso, Rosenblueth e Wiener (1945) reforçam a necessidade de descrever o mínimo (necessário), a *essência* do fenômeno, de modo que a modelagem possa ocorrer.
4. Kolmogorov (1965), Shannon (1948), Chaitin (1966) e Gell-Mann e Lloyd (2004) se preocupam em como mensurar tal essência. Shannon define os conceitos basilares da *informação*, que hoje nos parecem automáticos, tais como as noções de ruído, redundância e perturbação; fonte, emissor, transmissor e receptor. Gell-Mann e Lloyd voltam a ressaltar a importância das escalas e estabelece o *tradeoff* básico sobre o qual os cientistas se debruçam, qual seja, ganhar
- 5) A despeito da complexidade dos fenômenos observados, é possível distinguir padrões, classes de comportamento, conforme estabelece Turing (1952).
- 6) Wolfram (1984) confirma os padrões de Turing e percebe que os sistemas se *auto-organizam*.
- 7) Langton (1986), por sua vez, demonstra que esses padrões observáveis que se auto-organizam ocorrem – com bastante frequência – em *casos reais na natureza* (e na sociedade). Esta auto-organização leva ainda à *emergência* de fenômenos, já percebidas antes por Anderson (1972), Turing (1952), von Neumann (1966) e Hopfield (1982).

3. Disponível no sítio da instituição: <<http://goo.gl/U8ni5l>>. Para outro texto, mais preliminar, porém focado na análise econômica, ver Furtado e van Delden (2011). Para um bom livro introdutório sobre o tema, ver Mitchell (2011). Finalmente, ver ainda o curso *online* oferecido pelo Instituto Santa Fe, em: <www.complexityexplorer.org>.

- 8) Minsky (1961) e Turing (1950) exploram os conceitos auto-organização, adaptação e modelagem a partir de estudos sobre aprendizagem e evolução nos campos da *computação* e *inteligência artificial*, em conjunto com a teoria da informação de Shannon (1948).
- 9) Waddington (1942) e os outros autores de evolução trazem à tona a relevância da *adaptação*, das mudanças dinâmicas que esses sistemas auto-organizáveis apresentam.

Com isso, as propriedades centrais da definição acima, conceituadas e detalhadas ao longo dos textos clássicos, são:

- interação entre agentes (homogêneos ou heterogêneos) e o ambiente;
- propriedades emergentes, a auto-organização;
- importância da não linearidade, das escalas e das hierarquias;
- regras e seu determinismo, os padrões observados;
- ênfase na dinâmica e retroalimentação; e
- noções de adaptação, aprendizado e evolução.

Espera-se, com este texto, fornecer ao leitor acesso direto ao pensamento original (e complexo) que se encontra em partes dispersas, com tênues linhas temporais em algumas disciplinas, mas ainda não consolidadas em forma de texto único como ora se propõe.

O texto conta com esta introdução – que define o conceito geral e faz discussão inicial de cunho epistemológico (seção 1); uma seção sobre modelos e regulação (seção 2), seguida da discussão sobre sistemas dinâmicos, suas regras e comportamentos emergentes (seção 3). A seção 4 apresenta os autômatos celulares e sua importância para a consolidação da computação e da inteligência artificial. A seção seguinte fundamenta a teoria da informação (seção 5) e é seguida pelos princípios de redes (seção 6). Finalmente, apresentam-se conceitos rápidos na área de evolução (seção 7). Conclui-se o texto com críticas (contemporâneas) sobre a “ciência da complexidade” e são feitas as considerações finais.

1.1 Epistemologia

Esta seção introduz os conceitos complementares de Anderson (1972) e Simon (1973) sobre a relevância e a diferença de se analisarem elementos em escalas variadas e os efeitos desta análise para a compreensão de fenômenos complexos.

Anderson (1972) inicia seu artigo *More is different* (Mais é diferente) com a hipótese aceita sem grandes questionamentos pela comunidade científica, mas a qual busca

refutar: que o paradigma reducionista – segundo o qual o todo pode ser completamente entendido mediante o entendimento de suas partes – seria válido.

Contra o reducionismo, o autor argumenta que, ainda que o conjunto completo das leis naturais fosse conhecido, não seria possível reconstruir o universo tão somente a partir das leis, pois “o comportamento de grandes e complexos agregados de partículas elementares, como se vê, não pode ser entendido em termos de uma simples extrapolação das propriedades de algumas partículas” (Anderson, 1972, p. 393).⁴

Ao contrário, alega Anderson, a cada novo nível de complexidade, novas propriedades – que demandam nova pesquisa – aparecem. A própria descrição do formato de um núcleo atômico, por exemplo, se redondo, achatado ou oval, depende da escala de análise. Quando o núcleo é considerado um sistema grande, a *many-body system*, a descrição faria sentido, mas não no caso contrário. Para ilustrar a importância da escala, o autor desenvolve um exemplo de biologia molecular para concluir que simetria é central na física. Ainda assim, mesmo para um sistema simétrico, sua estrutura interna pode ser assimétrica.

Voltando à questão da escala e da análise de sistemas grandes, o autor enfatiza as não linearidades apresentadas pelo sistema: “[nesses sistemas] a matéria passa por transições de fases matematicamente oblíquas e singulares para estados nos quais as simetrias microscópicas e suas equações de movimentos são, em certo sentido, violadas” (Anderson, 1972, p. 395).⁵

Ao final da argumentação, o autor fundamenta a citação que baseia parte fundamental da complexidade como é vista hoje: “nesse caso, pode-se ver como o todo se torna não somente *mais, mas também diferente da soma das partes*” (Anderson, 1972, p. 395, grifo nosso).⁶

Finalmente, para concluir o texto, Anderson advoga a *interdisciplinaridade* – a complementaridade entre física e química, por exemplo – e cita um diálogo entre dois autores em Paris:

- Fitzgerald: Os ricos são diferentes de nós.
- Hemingway: Sim, eles têm mais dinheiro.

4. No original: “The behavior of large and complex aggregates of elemental particles, it turns out, is not to be understood in terms of a simple extrapolation of the properties of a few particles”.

5. No original: “matter will undergo mathematically sharp, singular ‘phase transitions’ to states in which the microscopic symmetries, and even the microscopic equations of motion, are in a sense violated”.

6. No original: “In this case we can see how the whole becomes not only more than but very different from the sum of its parts”.

Enquanto Fitzgerald ressaltava a diferença estrutural, Hemingway caracteriza a diferença apenas como elemento quantitativo.

Simon (1973) inicia seu artigo alegando a função do texto como *pion*,⁷ ou seja, como a partícula mais elementar, que une os elementos constituintes de físicos e biólogos. De fato, Simon defende que “tudo está conectado, mas algumas coisas mais do que outras” (Simon, 1973, p. 23).⁸ Em verdade, isto lembra a primeira lei da geografia de Tobler (1970, p. 236), segundo a qual “tudo está relacionado com tudo, mas coisas mais próximas estão mais relacionadas que coisas mais distantes”.⁹

No texto, o autor também se refere a caixas, no sentido utilizado por Rosenblueth e Wiener (1945) ao descrever estruturas recursivas. Nesse sentido, as caixas estariam contidas em caixas, que, por sua vez, também estariam contidas em outras caixas, estabelecendo *hierarquias complexas*. Quanto maior o número de camadas, mais complexo o sistema. Além disso, há a noção de que a interação entre as partes componentes de cada camada é mais intensa internamente – na mesma caixa – que externamente – entre as caixas.

Por fim, Simon (1973) advoga sua preferência científica na direção da construção de leis que descrevam as relações entre níveis hierárquicos, em detrimento da abordagem mais tradicional de descrever as partes fundamentais do sistema em estudo.

Em suma, a apresentação dos autores aqui resenhados busca abrir janelas de análise e estabelecer elementos para que novas inter-relações possam ser feitas entre os conceitos clássicos apresentados e o repertório do leitor.

2 MODELOS

Rosenblueth e Wiener (1945) partem da premissa que a ciência segue rito dual entre o entendimento e a ação sobre a realidade.¹⁰ No intuito de efetivamente atuar sobre o fenômeno científico, portanto exercendo controle, é necessário abstrair a realidade, trabalhar com elementos similares, porém mais simples, que contenham o essencial.

7. Pion, segundo a Wikipédia, seria: “In particle physics, a pion (short for pi meson, denoted with π) is any of three subatomic particles: π^0 , π^+ , and π^- . Each pion consists of a quark and an antiquark and is therefore a meson”. Disponível em: <<http://en.wikipedia.org/wiki/Pion>>.

8. No original: “Everything is connected, but some things are more connected than others”.

9. No original: “everything is related to everything else, but near things are more related than distant things”.

10. Sobre suas vertentes nomotéticas ou ideográficas.

O cientista – no curso do seu trabalho –, dizem os autores, por vezes não têm completo conhecimento metodológico de sua investigação. Deveria tê-lo, todavia, da sua pergunta de pesquisa, pergunta esta que pode ser hierarquicamente definida da mais geral para a mais específica. A pergunta geral possivelmente contém respostas mais relevantes, porém, menos precisas e, especialmente, menos “experimentáveis”. Decorre disto que o problema de construção teórica demande a *variação na escala* de perguntas de pesquisa mais ou menos abstratas. Além disso, demanda-se também do cientista a habilidade central de transformar abstração em experimentos e vice-versa.¹¹

Na definição de modelos, os autores distinguem modelos materiais e formais. Os modelos materiais seriam as representações de um sistema por outro, mais simples, porém com algumas propriedades similares.¹² Modelos formais seriam fundamentados em símbolos, com base em situações ideais, com propriedades estruturais observadas no sistema original.

Na sequência, os autores definem modelos como fechados (*closed box*) ou abertos (*open box*). Os problemas nos quais se pode definir número finito de variáveis de entrada e de saída são caracterizados como modelos fechados com problema determinado, embora seja possível que estruturas diferenciadas façam a transição entre entrada e saída. Na medida em que o sistema demande maior número de novas variáveis para sua compreensão, mais aberto se torna o modelo. Nesse sentido, o “progresso científico consiste na abertura progressiva [*sic*] das caixas” (Rosenblueth e Wiener, 1945, p. 319), levando a modelos mais elaborados, sofisticados, hierarquicamente superiores, abstratos e complexos.

Finalmente, os autores argumentam que é da natureza da construção de modelos sua própria imperfeição, haja vista que o modelo 1:1 é redundante.¹³

11. Sobre o início do processo científico, os autores escrevem: “um *insight* intuitivo para aquilo que pode vir a ser a questão mais importante fornece elementos para o processo de seleção que escolhe entre inúmeros experimentos triviais, aquele que deve ser realizado em dado momento” (Rosenblueth e Wiener, 1945, p. 317, tradução nossa). No original: “*An intuitive flair for what will turn out to be the important general question gives a basis for selecting some of the significant among the indefinite number of trivial experiments which could be carried out at that stage*”.

12. Os autores ressaltam a possibilidade de modelos materiais serem ocasionalmente inúteis, transformando-se apenas em “irrelevante e pedestre – qual seja uma analogia grosseira” (Rosenblueth e Wiener, 1945, p. 318, tradução nossa). No original: “*irrelevant and barren – i.e., a gross analogy*”.

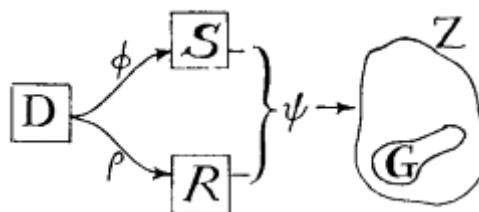
13. Ver crítica de Israel (2005).

Ainda na discussão sobre modelos, Conant e Ashby (1970) desenvolveram teorema segundo o qual o regulador (de um sistema) que almeja simplicidade e efetividade deve necessariamente ter um modelo, pois “um modelo *será necessário*” (Conant e Ashby, 1970, p. 90). Além disso, o regulador deve conhecer, pelo menos estruturalmente, exatamente como o sistema funciona. Em outras palavras, deve se identificar com o sistema a ponto de conhecer sua estrutura e forma. Mais ainda, a continuidade da efetividade do regulador depende do aprofundamento de seu conhecimento sobre o sistema.¹⁴

Para desenvolver o teorema, os autores definem, sucessivamente, regulação, modelo e sistema.

De acordo com o modelo proposto por Conant e Ashby (1970), a regulação pode ser definida da seguinte maneira (figura 1): *i*) têm-se todos os eventos que podem ocorrer (Z); *ii*) os eventos se subdividem em reguláveis (G) ou não reguláveis; *iii*) o regulador, por sua vez, também realiza eventos (R), assim como eventos ocorrem fora do âmbito do regulador, no resto do sistema (S); *iv*) finalmente, há os eventos “perturbadores” (D), ou choques exógenos que interferem no sistema; e *v*) se ϕ caracterizar a relação DS , ρ , a relação DR e ψ , a relação concomitante de S e R em Z , então R é um bom regulador quando atinge os objetivos contidos em G , considerando, ao mesmo tempo, ψ e ϕ , ou seja, o sistema e os choques.

FIGURA 1
Esquema de regulação proposto por Conant e Ashby



Fonte: Conant e Ashby (1970, p. 90).

Esse esquema não está sujeito a pressupostos de linearidade, continuidade, temporalidade ou mesmo de métrica. Entretanto, quando o conjunto de eventos possíveis Z é classificável, a efetividade do regulador é maior quando sua própria ação é mínima.

14. Para uma abordagem em modelos mais recentes, consultar Page (2012) ou Page (2008)

A definição de modelos feita pelos autores não pode ser tão precisa quanto a de regulação, porque há situações em que a modelagem implica ajustes maiores que simplesmente de escala. De todo modo, considera-se que há alguma relação de semelhança (no sentido matemático do termo)¹⁵, entre ρ e φ , ou seja, entre a influência dos choques sobre a ação do regulador em específico e sobre o resto do sistema. Esta relação substitui o mapeamento da relação modelo e sistema. O teorema proposto então afirmaria que “o melhor regulador de um sistema é aquele que é um modelo do sistema no sentido de que as ações do regulador nada mais são que os eventos do sistema vistos por meio de um mapeamento h ” (Conant e Ashby, 1970, p. 96).¹⁶

O teorema implica que pode haver reguladores tão efetivos quanto outros, porém, desnecessariamente complexos. Além disso, os autores concluem que o regulador de fato está em busca do melhor modelo que mapeie as relações entre S e R , condicionado ao objetivo G , contido no universo do sistema S .

Os indicativos alcançados pelos autores reforçam a ideia de que modelos são compulsórios para entender os mecanismos do sistema que se estuda e que, uma vez compreendidos os processos, pode se avançar para medir, por exemplo, a eficiência dos processos.

3 PADRÕES, SISTEMAS DINÂMICOS, NÃO LINEARIDADE E CAOS

May (1976) demonstra que modelos não lineares, ainda que muito simples, podem apresentar uma vasta gama de comportamentos dinâmicos, que vão desde a existência de pontos estáveis até flutuações aparentemente aleatórias.

May parte de um modelo que mostra como a magnitude de uma população (X) em uma geração ($t+1$) se relaciona com a magnitude desta mesma população na geração anterior (t)

$$X_{t+1} = F(X_t) \tag{1}$$

15. O autor se reporta a Bourbaki (1958) e Riguet (1948) para os detalhes matemáticos e ressalta que a definição de isomorfismo pode ser tão diversa quanto a definição de modelo.

16. No original: “the theorem says that the best regulator of a system is one which is a model of that system in the sense that the regulator’s actions are merely the system’s actions as seen through a mapping h ”. Para as provas do teorema, veja o texto original.

Ressalta que essa mesma lógica de recorrência pode ser encontrada em diferentes campos do conhecimento: na biologia, por exemplo, pode descrever a mudança de um gene ao longo do tempo; na epidemiologia, a variável X pode representar a fração da população infectada em cada período t ; na economia, podem-se estudar relações entre preço e quantidade de bens, ciclos econômicos e efeitos temporais de variáveis econômicas; e nas ciências sociais, pode-se analisar o número de *bits* de informação lembrados após um intervalo t , ou a propagação de rumores em diferentes estruturas da sociedade.

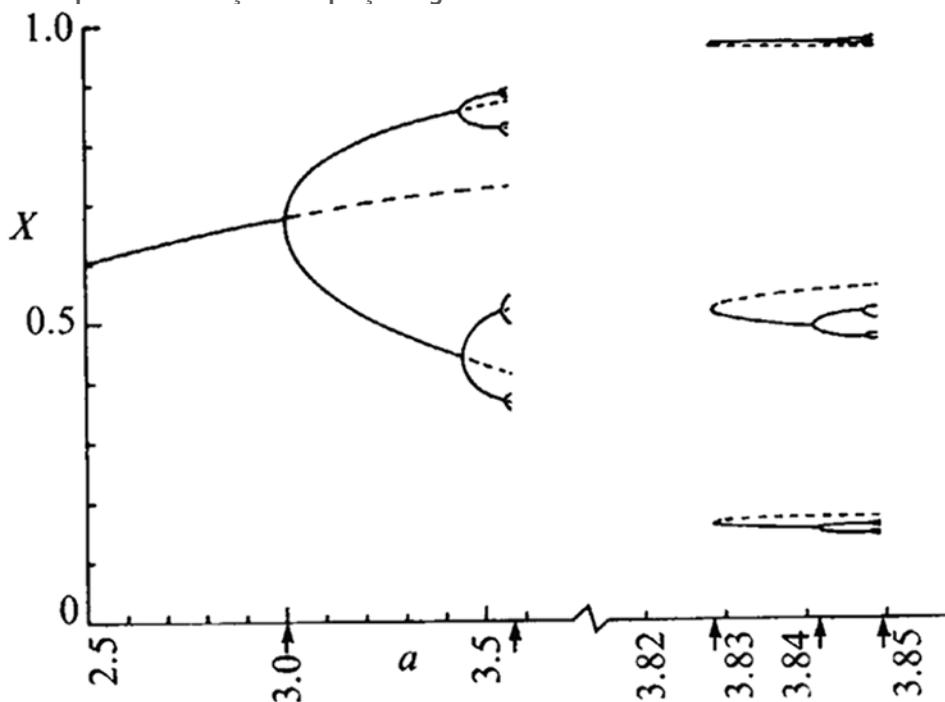
Esse tipo de equação constitui o que se denomina equação de diferenças não linear de primeira ordem. May utiliza uma equação logística para descrever a relação intertemporal entre a população de dois períodos, isto é:

$$X_{t+1} = aX_t(1 - X_t) \quad (2)$$

A depender do valor de a , o parâmetro de crescimento, o sistema pode assumir diferentes comportamentos dinâmicos, conforme mostra a gráfico 1.

GRÁFICO 1

Exemplo de bifurcações – equação logística



Fonte: May (1976, p. 462).

Obs.: imagem cujos leiaute e textos não puderam ser padronizados e revisados em virtude das condições técnicas dos originais disponibilizados pelos autores para publicação (nota do Editorial).

O gráfico ilustra alguns dos pontos fixos¹⁷ de convergência do sistema para diferentes valores de a . Em outras palavras, o gráfico mostra os “atratores” do sistema. As linhas contínuas representam pontos fixos estáveis,¹⁸ enquanto as linhas pontilhadas representam pontos fixos instáveis (repelentes).

No lado esquerdo do gráfico, os pontos fixos são estáveis até $a = 3.0$. Isto significa que a população em análise convergiria para valores de equilíbrio (pontos fixos), que atrairiam todas as trajetórias nas suas redondezas (estabilidade).

A partir de $a = 3.0$, o ponto fixo-base se torna instável (note-se que a linha contínua se torna pontilhada). Ocorre uma bifurcação em forquilha (*pitchfork bifurcation*), e aparece um ciclo de dois períodos. Em outras palavras, a população passa a oscilar entre dois pontos fixos. Pouco antes de $a = 3.5$, ocorre outra bifurcação (*pitchfork bifurcation*), e o ciclo passa a ser de quatro períodos. Ou seja, a população passa a oscilar entre quatro pontos fixos, e trajetórias nestas redondezas são atraídas para este ciclo. Estas bifurcações ocorrem diversas vezes, gerando ciclos estáveis de 2^n períodos, também chamados de harmônicos estáveis de período 2^n .

Quando ultrapassa o valor de 3.57, nenhum desses ciclos continua estável. Ou seja, deixam de existir valores de equilíbrio da população, a qual passa a oscilar indeterminadamente. O ponto a partir do qual isso ocorre é chamado de “ponto de acumulação de ciclos de período 2^n ”, e marca o início da região caótica.

Segundo Li e Yorke (1975),¹⁹ uma situação “caótica” ocorre quando um número infinito de órbitas (trajetórias) pode ocorrer. “Caos”²⁰ seriam, então, trajetórias dinâmicas indistinguíveis de um processo estocástico.

O lado direito da figura mostra quando um ciclo com número ímpar de períodos aparece, isto é, quando a população começa a oscilar entre três pontos fixos. Isto ocorre por meio de uma bifurcação tangente (*tangent bifurcation*). Aparecem, então, harmônicos

17. Um ponto fixo de uma função é um número que não muda quando a função atua sobre ele. Ou seja, x é um ponto fixo de $f(x) = x$ (Feldman, 2014, item 1.6, vídeo 1).

18. Um ponto fixo é considerado estável quando pontos próximos a ele se aproximam (do ponto fixo) quando são iterados.

19. Li, T.-Y., and Yorke, J.A., *Am. Math. Monthly*, 82, 985-992 (1975).

20. Mais especificamente, um sistema dinâmico pode ser dito caótico quando: *i*) é determinístico; *ii*) suas órbitas são delimitadas (*bounded*); *iii*) suas órbitas são aperiódicas; e *iv*) possui dependência sensível das condições iniciais (*sensitive dependence on initial conditions*). Nesse sentido, o sistema dinâmico descrito pela equação logística é caótico (Feldman, 2014, item 3.8, vídeo 1).

estáveis de período 3×2^n . Note-se o ponto de acumulação de harmônicos estáveis de período 3×2^n em ≈ 3.8495 .

A partir desse ponto, aparecem ciclos com todos os números integrais possíveis de períodos, e ainda órbitas aperiódicas.²¹

O que isso demonstra é que uma equação determinística simples da forma de (2) pode assumir trajetórias que se parecem com ruídos aleatórios. May descreve as implicações práticas deste fato como perturbadoras:

- flutuações aparentemente erráticas de uma variável (população, por exemplo) às vezes atribuídas a erros de amostragem ou ambiente imprevisível podem, na verdade, advir de uma estrutura rigidamente determinística – por exemplo: função de crescimento da população da forma (2). Em outras palavras, processos aparentemente aleatórios podem provir de um processo determinístico. Este fenômeno caracterizaria o “caos determinístico”; e
- em um regime caótico, variações mínimas nas condições iniciais podem levar a trajetórias altamente divergentes. Assim, mesmo em um sistema em que os parâmetros sejam determinados exatamente, previsões de longo prazo seriam impossíveis. Este é o conceito clássico de “dependência sensível das condições iniciais” descrito nas teorias de sistemas dinâmicos.

Como conclusão, o autor ressalta que, dada a ubiquidade de sistemas não lineares, seu estudo seria altamente importante para o preparo adequado dos alunos:

O corpo elegante da teoria matemática referente a sistemas lineares (análise de Fourier, funções ortogonais e assim por diante) e sua aplicação bem-sucedida a muitos problemas fundamentalmente lineares nas ciências físicas tende a dominar os cursos universitários mesmo moderadamente avançados de matemática e física teórica. A intuição matemática desenvolvida dessa maneira não prepara o aluno adequadamente para enfrentar o comportamento bizarro exibido pelo mais simples dos sistemas não lineares discretos. No entanto, tais sistemas não lineares são certamente a regra, não a exceção, fora das ciências físicas (May, 1976, p. 467).²²

21. Órbitas aperiódicas nunca se repetem, ou seja, não possuem comportamento periódico.

22. No original: “*The elegant body of mathematical theory pertaining to linear systems (Fourier analysis, orthogonal functions, and so on) and its successful application to many fundamentally linear problems in the physical sciences, tends to dominate even moderately advanced University courses in mathematics and theoretical physics. The mathematical intuition so developed ill equips the student to confront the bizarre behavior exhibited by the simplest of discrete nonlinear systems. Yet such nonlinear systems are surely the rule, not the exception, outside the physical sciences.*”

Por fim, afirma que “não apenas na pesquisa, mas também no mundo cotidiano da política e da economia, todos estaríamos melhor se mais pessoas percebessem que *sistemas não-lineares simples não possuem necessariamente propriedades dinâmicas simples*” (May, 1976, p. 467, grifo nosso).²³

O sistema analisado por Turing (1952) observa substâncias químicas (chamadas de *morfogenos*²⁴ ou produtoras de formas) que se difundem e reagem com o meio onde se encontram. Sua difusão, assim como nos sistemas termodinâmicos, ocorre de regiões de maior concentração para as de menor concentração, considerado o coeficiente de difusão do meio. Turing busca modelar o sistema descrevendo simultaneamente as mudanças por difusão mecânica e as mudanças por reações químicas, bem como representando células e *morfogenos*. Conhecidas as regras de transformação e os dados, é possível identificar as contribuições de cada tipo de mudança para a mudança do sistema como um todo. O texto original de Turing detalha os parâmetros e números de *morfogenos* necessários para cada padrão de textura (Turing, 1952, p. 50-54)

Turing demonstra ainda que, dadas as premissas simples, é possível que sistemas homogêneos com taxas de difusão diferenciadas possam passar a heterogêneos,²⁵ a partir de pequenas perturbações ou por influência de irregularidades na estrutura de células vizinhas. Além disso, outras pequenas mudanças ocorrem nos *morfogenos*: alterações nas suas concentrações químicas, presença de catalisadores, interferências de crescimento de outras células, mudanças na temperatura ou nas taxas de difusão, por exemplo.

O autor descreve, então, como se daria o processo de difusão por meio de ondas estacionárias ou oscilatórias, ambas curtas, curtíssimas ou longas. Os padrões resultantes variam, podendo levar a sistemas assíncronos, isolados ou instáveis.²⁶

23. No original: “Not only in research, but also in the everyday world of politics and economics, we would all be better off if more people realized that simple nonlinear systems do not necessarily possess simple dynamical properties” (May, 1976, p. 467).

24. No original, *morphogens*.

25. O autor utiliza originariamente o termo *inhomogeneity*.

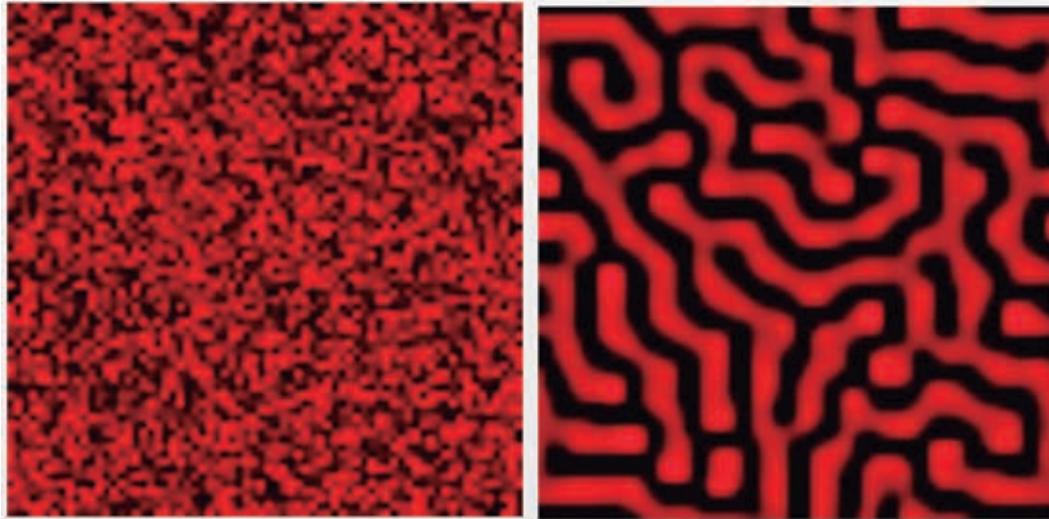
26. Exemplos aplicados da proposta de Turing, visualmente atraentes e de imediata compreensão estão disponíveis em: <<http://experiences.math.cnrs.fr/Structures-de-Turing.html>>. O *link* foi disponibilizado por David Feldman em seu curso Introduction to dynamics and chaos, disponível em: <<http://goo.gl/iTpBa0>>.

FIGURA 2

Exemplos de difusão de *morfogenos* de Turing

2A – Estado inicial

2B – Padrões alcançados



Fonte: Chazottes e Monticelli (2013).

Turing resume sua contribuição como apenas um primeiro passo analítico, aplicável a casos particulares, mas que depende somente de premissas simples, tal como a linearidade das taxas de difusão, dadas pela concentração. Ainda assim, esclarece que digitalmente seria possível incluir não linearidades e casos mais concretos do ponto de vista biológico.

4 AUTÔMATOS CELULARES E INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Wolfram (1984) analisa os efeitos de autômatos celulares. Em primeiro lugar, o autor define autômatos celulares (CAs) como sistemas dinâmicos discretos simples que apresentam características de auto-organização. Fundamentalmente, CAs diferem de sistemas dinâmicos tradicionais pela ênfase nas regras espacialmente rígidas, qual seja, na influência do local, da vizinhança dada. Assim, como na análise de sistemas dinâmicos, o interesse da análise recai sobre as trajetórias do sistema de CAs e em seus atratores.

A caracterização formal de um CA é feita por meio de dois parâmetros: o parâmetro r , que determina a distância de influência dos vizinhos no estado seguinte de cada célula, e o parâmetro k , que representa o número de estados que cada célula pode ter.

Assim, o formato básico de um CA corresponde a $k = 2$ e $r = 1$, referindo-se aos vizinhos imediatos em ambos os lados da célula i . Os valores de k e r determinam o número de regras possíveis a serem aplicadas ao sistema, de acordo com a fórmula: $Regras = k^{k(2r+1)}$, de modo que o caso simples contém 2^8 ou 256 regras.²⁷

Entre as quatro classes de CA estudadas por Wolfram, as três primeiras são similares a pontos fixos, ciclos e caos (*strange attractors*) na análise de sistemas dinâmicos. A quarta classe possui, segundo o autor, a capacidade de computação universal.

A primeira classe permite a previsão do resultado com probabilidade 1, independentemente das condições iniciais. Na classe 2, o resultado de uma célula específica está dado, quando conhecido o estado inicial. A classe 3 leva a estados randômicos, porém, dados os estados iniciais, é possível constituir algoritmo que faça a previsão correta. A classe 4 não permite previsões. O algoritmo necessário para tal seria tão complexo quanto a própria simulação da evolução do CA. Neste caso, não caberia modelo.

As quatro categorias identificadas por Wolfram na análise qualitativa²⁸ são:

- estados homogêneos: a partir de número finito de evoluções, para quase todos os estados iniciais, as células assumem um único estado;
- periódicos: tipicamente com pequenos períodos;
- padrões caóticos; e
- estruturas complexas.

A diferença entre as classes “caótica” e “complexa” pode ser vista na comparação entre as regras 14 (001110), caótica (figura 3A) e 20 (010100), complexa (figura 3B).²⁹

27. A descrição do código para nomear as regras proposto por Wolfram está em outro texto do autor (1983), envolve a ordenação das regras possíveis e sua transformação em notação decimal.

28. O autor também descreve quantitativamente a distinção entre as quatro classes, por meio de medida de entropia espacial e verificação do estado inicial aleatório, bem como o desvio da aleatoriedade – com probabilidades diferentes – ao longo da evolução temporal.

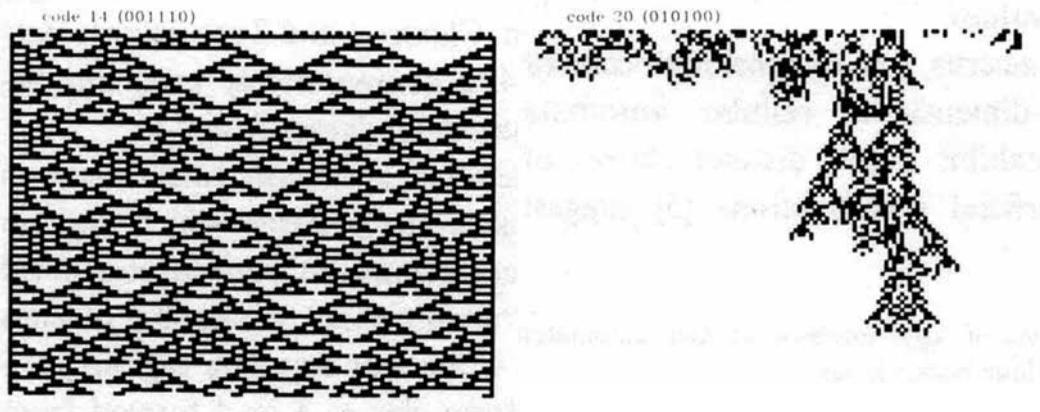
29. Em textos posteriores, Wolfram detalha melhor a diferença entre as classes 3 e 4. Enquanto a classe 3, complexa, apresenta comportamento “complicado” e aleatório, a classe 4, caótica, pode ser uma mistura de caos e ordem, processos que aparecem e retroagem, processos que acontecem localmente e não necessariamente se comunicam com o resto do sistema. Para mais informações, ver Wolfram (2002).

FIGURA 3

Exemplos de autômatos celulares com padrões caótico e complexo

3A – Regra 14 (001110): caótica

3B – Regra 20 (010100): complexa



Fonte: Wolfram (1984, p. 6).

Wolfram lembra que a propriedade de universalidade computacional está (possivelmente) presente nos autômatos celulares.

Autômatos celulares podem ser vistos como computadores, nos quais dados representados por configurações iniciais são processados a cada passo de tempo. Universalidade computacional implica que condições iniciais adequadas podem especificar procedimentos algorítmicos arbitrários. O sistema serve então como computador de propósito genérico, capaz de avaliar uma função (computável). Dada programação adequada, o sistema consegue em princípio simular qualquer outro sistema, e nesse sentido pode ser considerado capaz de comportamento arbitrariamente complicado (Wolfram, 1984, p. 31).³⁰

O autor conclui que “autômatos celulares são simples em construção, mas capazes de comportamento complexo” (Wolfram, 1984, p. 34). Além disso, confirma que as quatro classes apresentadas servem para todos os autômatos celulares unidimensionais.

O interesse do estudo de CA, do ponto de vista dos físicos, é que os CAs se constituem em sistemas dinâmicos discretos no espaço-tempo e permitiram toda a análise

30. No original: “Cellular automata may be viewed as computers, in which data represented by initial configurations is processed by time evolution. Computational universality implies that suitable initial configurations can specify arbitrary algorithms procedures. The system can thus serve as a general purpose computer, capable of evaluating a (computable) function. Given a suitable encoding, the system may therefore in principle simulate any other system, and in this sense may be considered capable of arbitrarily complicated behavior”.

subsequente acerca do espaço fásico, ou *phase space* (Langton, 1986). De fato, Langton assim caracteriza o trabalho de von Neumann: “von Neumann provou que CAs são capazes de realizar computação universal, demonstrando que uma máquina de Turing poderia ser incluída em uma lista celular” (Langton, 1986, p. 129).³¹

Langton (1986) faz proposta ousada em seu texto, discutindo a “possibilidade de vida emergir a partir da interação entre moléculas artificiais inanimadas” (Langton, 1986, p. 120),³² utilizando-se das propriedades de autômatos celulares e da sua capacidade de reproduzir a “lógica molecular”, termo originariamente extraído de Lehninger (1958). Nesse sentido, o autor propõe descrever, em primeiro lugar, o papel funcional das moléculas e, na sequência, as possibilidades de um sistema virtual de autômatos reproduzir este tipo de papel funcional. Com isso, o autor constrói dois sistemas que refletem comportamentos típicos de organismos vivos.

Entre os quatro maiores grupos de biomoléculas (proteínas, ácidos nucleicos, polissacarídeos e lipídios), os dois primeiros exercem as funções mais relevantes. Na verdade, tal é a ordem de grandeza de relevância que, na prática, as proteínas efetivamente controlam se dada reação ocorrerá ou não. As funções seriam catalisador, transporte, estrutural, reguladora (e hormonal), defesa e imunodeficiência e banco de informações, memória.

Segundo Langton, as propriedades necessárias para que programas de computador reproduzam a dinâmica observada no nível molecular é logicamente simples. Para tal, basta que “um grupo inicial de operadores e operandos produza mais operadores e operandos que, por sua vez, entrem imediatamente no burburinho lógico em andamento” (Langton, 1986, p. 122).³³ Computacionalmente, basta que o computador suporte a interação do tipo muitos-para-muitos (*many-to-many*) e que permita a modificação de um operador por outro ou, em outras palavras, a modificação de um programa (e seus dados) por outro programa. Os autômatos celulares, conforme descritos por von Neumann (1966),³⁴ possuem estas propriedades. Langton sugere a utilização de CA em duas dimensões, com uma função de transição Θ e dois tipos de vizinhança.

31. No original: “Von Neumann proved that cellular automata are capable of universal computation by showing that a universal Turing machine could be embedded in a cellular array”.

32. No original: “possibility that life could emerge from the interaction of inanimate artificial molecules”.

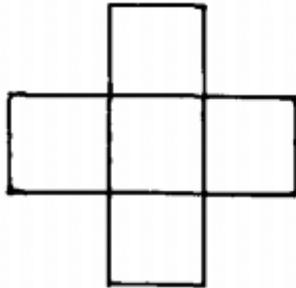
33. No original: “initial set of operators and operands goes to work producing more operators and operands, which immediately enter into the ongoing logical ‘fray’”.

34. Para mais informações, ver seção 4 deste capítulo.

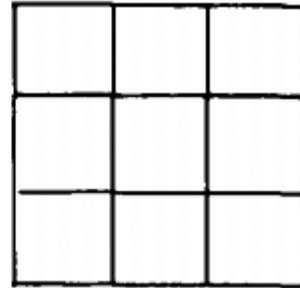
FIGURA 4

Exemplo original de tipos de vizinhança para células

4A – Vizinhança de cinco células



4B – Vizinhança de nove células



Fonte: Langton (1986, p. 123).

Langton propõe duas formas de abordar o estudo de CAs. A primeira, como fez von Neumann, seria especificar uma regra Θ e verificar o comportamento; a outra seria especificar um comportamento e identificar a Θ que lhe daria suporte. Além disso, Langton se refere à classificação da evolução de CAs nos quatro tipos propostos por Wolfram e explicita a possibilidade de vincular os resultados observados nos CAs e no mundo físico e biológico – especialmente o fato de sistemas redundarem em padrões cíclicos ou com atratores (*strange attractors*) claramente definidos.

Um tópico específico que Langton explicita é a chamada propriedade emergente, isto é, a propriedade não descrita na regra definida Θ , que “emerge” a partir do comportamento local.³⁵ Desta ideia também deriva a noção de *bottom-up approach*. Para defender o argumento da emergência, Langton define o parâmetro λ como sendo a razão do “número de estados na vizinhança que se referem a estados móveis pelo total de estados presentes na vizinhança” (Langton, 1986, p. 126).³⁶ A variação do parâmetro λ serve então para analisar os resultados gerados. O autor faz uma analogia com a escala de temperatura. Para valores baixos de λ , a dinâmica do CA é estável, com poucas mudanças, como uma chuva fina e contínua; para valores altos, a dinâmica é instável, como

35. De fato, na seção ilustrativa, Langton explicita: “*The global behavior of a society is an emergent phenomenon, arising out of all of the local interactions of its members (...) from our previous discussion (...) we know that complex behavior can emerge from the interaction of very simple living parts*” (Langton, 1986, p. 134). Também está implícita a noção do “efeito borboleta” ou “dependência sensível a condições iniciais”, citando Wilson, que diz “*A slight alteration [of the termite’s response] to a particular structure will tend to be amplified to a much greater alteration in the final product*” (Langton, 1986, p. 135).

36. No original: “*number of neighborhood states that map to a non-quiescent state/total number of neighborhood states*”.

“gás aquecido”; para valores médios de λ (a área pelo autor denominada de “região 2”), as dinâmicas mais interessantes aparecem. De fato, é utilizando as estruturas periódicas e balanceadas dos CAs que Langton busca as possibilidades de “vida” artificial.

von Neumann demonstrou a existência de máquina de Turing com capacidade de auto reprodução. Como ele foi capaz de determinar que tal máquina existe, é plausível que muitos, talvez todos os processos nos quais a vida se baseia possam ser descritos por meio de algoritmos e que, portanto, a vida propriamente dita possa ser alcançada por máquinas (Langton, 1986, p. 136).³⁷

O conceito de máquina de Turing é utilizado por Langton para propor uma máquina de Turing virtual. A máquina de Turing – comparável a um CA, de acordo com o autor, e pioneira em relação aos computadores – seria um programa (teórico) capaz de ler e escrever (gravar e recuperar) informações em uma fita infinitamente extensível, contendo um grupo de regras, que indica qual informação será gravada no momento seguinte ($t + 1$). A máquina de Turing virtual (VTM, sigla em inglês para *virtual Turing machine*) proposta por Langton envolveria CAs de ordem maior que dois, ou seja, que não estão descritas na regra de transição inicial Θ e que, além disso, se desdobram (emergem) por mais de uma célula. As VTMs, de acordo com Langton, teriam ainda as propriedades de serem simultaneamente dados e processos, haja vista que estão imbuídas na própria fita na qual operam; poderiam escrever (construir), apagar, autoapagar, reproduzir (construir outras VTMs), ler e modificar estruturas, além de se utilizar da memória de outras VTMs. É esta lista de propriedades das VTMs que Langton utiliza para associar as funções das biomoléculas, descritas anteriormente. Indo além, o autor ainda ressalta a relevância da propriedade das VTMs de se autorreplicarem (assim como DNA) e sugere que seria possível realizar uma colônia de máquinas interagindo que “evoluiriam” ao longo do tempo.

Ao explicitar que sua intenção é replicar as *funções* das moléculas, e não as próprias moléculas, Langton cunha o termo – citando Simon – que depois ganha proeminência de *vida artificial*.

Langton ilustra as propriedades de suas VTMs para o caso de formigas e bioquímica artificial. Conclui que há certa “arbitrariedade” entre o fenômeno complexo que se observa e a simplicidade das regras (do *hardware*) utilizadas.

37. No original: “von Neumann set out to demonstrate the existence of a Turing machine that could effect its own reproduction. Since he was able to demonstrate that such a machine can exist, it becomes plausible that many, perhaps all, of the processes upon which life is based are algorithmically describable and that, therefore, life itself is achievable by machines”.

John von Neumann (von Neumann, 1966) inicia seu ensaio sobre *O papel da alta e extremamente alta complicação*³⁸ ponderando as diferenças entre autômatos artificiais – os computadores – e aqueles ditos naturais – os organismos, em especial os humanos.

Em termos de tamanho, o cérebro humano teria por volta de 10^{10} neurônios, segundo o autor. No conjunto, diz von Neumann, “o sistema nervoso supera o desempenho da máquina por um fator de aproximadamente 200 vezes” (1966, p. 65).³⁹ O autor pondera, entretanto, que as possibilidades estão nas inter-relações entre os componentes do sistema. No contínuo da comparação, constata que, do ponto de vista físico e orgânico, não é possível estabelecer certezas quanto aos mecanismos implícitos da memória humana.

Por seu turno, pondera que os organismos constituem um sistema tão integrado que consegue operar a despeito da ocorrência de erros. Pode-se alegar que a descrição de von Neumann do organismo humano se assemelha à de um sistema complexo com auto-organização.⁴⁰

O sistema é suficientemente flexível e bem organizado que assim que um erro aparece em qualquer parte do sistema, o sistema *automaticamente* percebe se o erro é relevante ou não. Se não for, o sistema continua a operar normalmente sem prestar mais atenção ao erro. Se o erro parecer relevante, o sistema bloqueia a região, produz atalhos e prossegue por outros meios. O sistema então analisa separadamente a região a seu tempo e verifica se há possibilidade de correção. Se for impossível, bloqueia a região e usa as alternativas indefinidamente (Von Neumann, 1966, p. 71, grifo nosso).⁴¹

Após a comparação, o autor advoga que, de fato, não é possível comparar autômatos naturais e artificiais se não há conhecimento sobre os “complicados mecanismos” componentes envolvidos. Ademais, há que se considerar o desempenho de cada sistema

38. Título original: *The role of high and of extremely high complication*.

39. No original: “*the nervous system outperforms the machine by a factor of roughly 200*”.

40. Von Neumann cita a capacidade dos organismos de auto-observação e auto-organização, provavelmente associada à autonomia.

41. No original: “*The system is sufficiently flexible and well organized that as soon as an error shows up in any part of it, the system automatically senses whether this error matters or not. If it doesn't matter, the system continues to operate without paying any attention to it. If the error seems to the system to be important, the system just blocks the regions off and by-passes if forever, and proceeds along other channels. The system then analyzes the region separately at leisure and correct what goes on there, and if correction is impossible the system just blocks the region and by-passes it forever*”.

de acordo com diferentes tipos de problema. A conjuntura, nesse sentido, é central para determinar a eficiência da análise, e a estatística isoladamente não é suficiente para elaborar respostas.

O texto original de von Neumann está dividido em *lectures*. Porém o texto a que os autores tiveram acesso inclui apenas as palestras 4 e 5, excluindo as anteriores. Há comentários de Arthur W. Burks a respeito das palestras anteriores. Burks ainda contextualiza e comenta algumas das proposições de von Neumann. A palestra 5 tem o título de “Reavaliação dos problemas de autômatos complicados – problemas de hierarquia e evolução”.⁴²

De fato, conforme descreve Israel (2005),⁴³ Von Neumann não distingue “complicação” de complexidade. Na verdade o autor anuncia o conceito sabidamente vago e imperfeito de “complicação” para, em seguida, definir complexidade. “Um objeto se classifica no mais alto grau de complexidade se consegue fazer coisas muito difíceis e intrincadas” (Von Neumann, 1966, p. 78).⁴⁴

Ainda em relação aos organismos vivos, Von Neumann reforça que os organismos são como “agregações complicadas”, probabilisticamente “improváveis”, de partes elementares. Implicitamente, pode-se dizer que concorda com Anderson (1972). Von Neumann vai além e descreve sua surpresa com o fato de que os organismos conseguem gerar outros organismos mais “complicados” que eles próprios. E, nesse sentido, não estão necessariamente imbuídas no organismo original receitas, dicas ou “previsões” acerca do organismo que o sucede. Isto não ocorre no caso de autômatos artificiais, ou seja, a síntese feita por dado autômato precisa estar completamente descrita.

Voltando ao conceito de “complicação”, Von Neumann relata que um primeiro modo de quantificar complicação seria a partir do seu número de partes constituintes. Estabelece, então, o conceito de “tamanho crítico”, que seria o ponto de mudança a partir do qual propriedades ainda não observadas (tal como a capacidade de gerar

42. No original: “*Re-evaluation of the problems of complicated automata – problems of hierarchy and evolution*”.

43. Para mais informações, ver seção 8 deste capítulo.

44. No original: “*an object is of the highest degree of complexity if it can do very difficult and involved things*”. Note que o sentido de “*involved*” neste caso é na sua acepção de difícil compreensão, complicado, intrincado, complexo, elaborado, e não na acepção primeira de envolvimento.

sucessores mais complexos que antecessores) “emergem”.⁴⁵ Ao final do texto, em uma proposta concreta de construir um autômato, Von Neumann propõe primitivamente a noção de mutação para um elemento computacional. Esta mutação poderia vir a ser “letal” para o autômato, mas, noutra patamar, também poderia ser “hereditária”.

Turing restringe “máquinas” a computadores eletrônicos ou computadores digitais, que seguem regras fixas (*book of rules*) que não poderiam desobedecer de maneira alguma. Descreve computadores digitais como tendo três partes: armazenagem (*store*), unidade executiva (*executive unit*) e controle (*control*). A armazenagem refere-se ao lugar em que as informações são armazenadas e equivaleria ao “papel” em que o humano faz anotações. A unidade executiva realiza todas as operações envolvidas em um cálculo. O controle garante que a máquina siga as regras fixas especificadas anteriormente.

Além disso, os computadores digitais seriam máquinas de estado discreto (e não contínuo). Dado o estado inicial da máquina e os *inputs* ao sistema, seria sempre possível prever os estados futuros.⁴⁶ Assim, um computador digital seria capaz de mimetizar o comportamento de qualquer outra máquina digital. Esta importante propriedade – a possibilidade de uma máquina digital de estado discreto mimetizar qualquer outra máquina digital de estado discreto – é denominada universalidade. As máquinas propostas por Turing foram, então, chamadas máquinas universais de Turing.

Uma consequência da universalidade é que todos os computadores digitais seriam de certo modo equivalentes. Assim, a pergunta se máquinas pensam poderia ser reduzida a: existe alguma máquina de estado discreto que se daria bem no jogo de imitação?

Turing especula que uma máquina do tipo descrito poderia vir a existir em um horizonte de cinquenta anos. Sobre a questão mais filosófica acerca da possibilidade de máquinas pensarem (e aprenderem), traz diferentes pontos para discussão, abrindo caminho para o desenvolvimento do estudo da inteligência artificial.

45. Nosso uso da palavra “emerge” nesse contexto.

46. Turing enfatiza que a propriedade de ser possível prever estados futuros a partir do conhecimento do estado inicial se restringe às máquinas de estado discreto. Afirma que “o sistema no ‘universo como um todo’ é tal que erros extremamente pequenos nas condições iniciais podem ter um efeito avassalador num momento posterior. O deslocamento de um único elétron por um bilionésimo de centímetro em um momento pode ser a diferença entre um homem ser morto por uma avalanche um ano depois ou escapar” (Turing, 1950, p. 440).

Marvin Minsky (1960) faz uma revisão sobre o estado da arte do campo de inteligência artificial, em desenvolvimento à época. Foca na classe de atividades em que um computador genérico é programado de modo a realizar operações que levem a funções de processamento de nível superior, tais como aprendizagem e resolução de problemas.

O autor discute os primeiros passos em andamento para a construção de inteligência artificial. Para isso, divide o problema da programação heurística em cinco áreas principais: busca, reconhecimento de padrões, aprendizagem, planejamento e indução.

Explicita o conceito de heurístico, que, como adjetivo, se relaciona ao aumento da *performance* na resolução de problemas e, como substantivo, se refere a qualquer método ou truque utilizado para melhorar a eficiência de um sistema de resolução de problemas.

Esclarece que um programa heurístico bem-sucedido deve funcionar em uma variedade de problemas, mas não necessariamente em todos. O programa é considerado bem-sucedido desde que ocorra melhora geral na *performance* de solução de problemas.

Os tipos de problema examinados pelo autor são bem definidos, ou seja, para cada problema há um modo sistemático de definir quando uma solução proposta é aceitável. Além disso, todos os problemas são triviais, isto é: pode-se encontrar a solução – caso existente – pelo processo exaustivo de busca de todas as soluções possíveis.

O primeiro estágio para a construção de inteligência artificial consiste, portanto, na “busca”. Para resolver um problema, uma máquina pode ser programada a testar um amplo espaço de soluções possíveis. Para problemas triviais, este processo será eficaz, mas altamente ineficiente. A heurística da busca consistiria em encontrar técnicas que permitam utilizar resultados da análise incompleta para tornar a procura mais eficiente.

Quando se possui algum conhecimento sobre a estrutura do espaço de busca, algoritmos como *hill-climbing* podem ser úteis. Neste caso, a busca torna-se um processo de otimização local. Por este algoritmo, parte-se de um ponto aleatório, examina-se o espaço ao redor e caminha-se na direção da maior inclinação. O mesmo processo é repetido até que não haja melhorias na variável que se busca otimizar.

Alguns problemas desta abordagem consistem em chegar a um máximo local, quando se deseja um máximo global; ou ainda, em cair em uma região plana (*mesa phenomenon*).

O reconhecimento de padrões constitui outro recurso heurístico, por meio do qual a máquina classificaria problemas em diferentes tipos, de acordo com o método mais eficiente para a sua solução. Em outras palavras, a máquina conseguiria identificar padrões do problema que indicariam qual método de solução seria o mais eficiente no caso em questão.

Para isso, seria necessário identificar as características heurísticamente significativas do objeto em análise. Alguns dos métodos consistem em relacionar os objetos com modelos ou protótipos, ou submeter cada um deles a uma sequência de testes para encontrar propriedades de importância heurística. Em problemas complexos, contudo, ressalta ser desafiador subdividir objetos complexos e descrever as relações complexas entre suas partes.

A máquina também pode aumentar sua eficiência na resolução de problemas, levando em consideração suas experiências anteriores. Pela heurística de sistemas de aprendizagem, a máquina utiliza métodos similares aos que funcionaram em problemas semelhantes no passado. A implementação destes sistemas passa por modelos de decisão reforçados pelo sucesso. Em problemas complexos, uma dificuldade é atribuir o crédito do sucesso a diferentes decisões envolvidas na solução. O autor também salienta o custo de desaprender. A máquina construirá suas memórias com base nas experiências que teve, e, caso haja procedimentos melhores que os “vivenciados”, a máquina incorreria no custo de corrigir suas “crenças”.

O problema de extinção de “desaprender” é especialmente crítico para aprendizagem complexa e hierárquica. Pois, uma vez que uma generalização sobre o passado tenha sido feita, é provável que ela sirva de ponto de partida para outras construções. Assim, pode-se vir a selecionar determinadas propriedades como importantes e começar a usá-las na caracterização da experiência, talvez armazenando as memórias em termos dessas experiências. Se mais tarde for descoberto que algumas outras propriedades serviriam melhor, então será preciso enfrentar o problema de traduzir, ou abandonar, os registros baseados no sistema mais antigo. Esse pode ser um preço muito alto a pagar. Não se desiste facilmente de um velho modo de ver as coisas, se o modo melhor exige muito esforço e experiência para ser útil. Assim, as sequências de treinamento em que nossas

máquinas gastarão suas infâncias, por assim dizer, deverão ser escolhidas muito astutamente para garantir que as primeiras abstrações forneçam uma boa base para problemas difíceis posteriores (Minsky, 1961, p. 30-31).⁴⁷

Para resolver problemas complexos, a máquina deve administrar um conjunto de subproblemas inter-relacionados. Uma heurística passo a passo poderia consistir em: *i*) subdivisão do problema; *ii*) seleção dos subproblemas a serem resolvidos – estimativa da dificuldade relativa e estimativa da centralidade dos diferentes subproblemas; e *iii*) seleção do método apropriado para a solução dos subproblemas.

Contudo, para problemas muito difíceis, a máquina teria de analisar a estrutura do problema como um todo, isto é, planejar. Vários esquemas de planejamento são apresentados pelo autor, tais como a utilização de modelos análogos, semânticos e abstratos.

Minsky contrapõe o estudo de redes neurais com o de inteligência artificial. Enquanto o primeiro busca mostrar que processos heurísticos simples podem advir da coleção de elementos simples sem interconexões muito organizadas, o segundo procura heurísticas mais poderosas para resolver problemas muito complexos, assim “o estudo sobre ‘redes’ está preocupado com o quão longe se pode chegar com uma pequena dotação inicial; o estudo sobre ‘inteligência artificial’ está preocupado com o uso de tudo o que sabemos para construir os sistemas mais poderosos possíveis” (Minsky, 1961, p. 53).⁴⁸

Para que as máquinas consigam resolver problemas mais complexos, é necessário que elas tenham habilidade indutiva, ou seja, devem possuir métodos por meio dos quais possam construir declarações gerais sobre eventos além da sua experiência. Mas para que as máquinas possam responder perguntas sobre experimentos hipotéticos, sem realizar tais experimentos, as respostas precisam vir de uma submáquina interna à máquina inicial.

47. No original: “*The problem of extinction of ‘unlearning’ is especially critical for complex, hierarchical, learning. For, once a generalization about the past has been made, one is likely to build upon it. Thus, one may come to select certain properties as important and begin to use them in the characterization of experience, perhaps storing one’s memories in terms of them. If later, it is discovered that some other properties would serve better, then one must face the problem of translating, or abandoning, the records based on the older system. This may be a very high price to pay. One does not easily give up an old way of looking at things, if the better one demands much effort and experience to be useful. Thus the training sequences on which our machines will spend their infancies, so to speak, must be chosen very shrewdly to insure that early abstractions will provide a good foundation for later difficult problems.*”

48. No original: “*The work on ‘nets’ is concerned with how far one can get with a small initial endowment; the work on ‘artificial intelligence’ is concerned with using all we know to build the most powerful systems that we can.*”

O problema da inferência indutiva pode ser visto, portanto, como a reconstrução desta submáquina, a qual pode ser entendida como o modelo que regula o mundo. Como a máquina é parte do mundo, o modelo teria de incluir representações da máquina em si.

Nesse contexto, caso se pedisse à máquina que explicasse seu comportamento, as respostas viriam do modelo interno ou introspectivamente, e dependeriam dos processos relacionados à construção de sua autoimagem.

Se alguém perguntar à criatura “por que você decidiu fazer tal e tal” (ou se ela perguntar a si mesma), qualquer resposta deve vir do seu modelo interno. Assim, a evidência da própria introspecção é susceptível de se basear, em última instância, nos processos utilizados na construção da imagem [da criatura] sobre si mesma (Minsky, 1961, p. 57).⁴⁹

5 TEORIA DA INFORMAÇÃO

A teoria da informação discutida nesta seção traz elementos dos primórdios da computação e até mesmo dos autômatos celulares discutidos na seção anterior. Informação, neste contexto, se sobrepõe às noções de entropia e incerteza. De fato, informação pode ser considerada como uma medida da complexidade de um sistema. A seção é iniciada com um breve conceito de entropia em termodinâmica, seguido da discussão sobre o paradoxo do demônio de Maxwell. Na sequência, os autores utilizam o texto de Bennett (1973) para aproximar as noções de entropia e informação. Ainda Bennett introduz o conceito de lógica de computação reversível. Herbert Simon (1973) então discute o conceito de quase decomposição, introduz o alfabeto como elemento constituinte da linguagem e, finalmente, o conceito de *loose coupling*. Após a apresentação destes conceitos, eles descrevem a teoria da informação, conforme proposto por Shannon (1948).

De acordo com a segunda lei da termodinâmica, em um sistema isolado, a entropia sempre aumenta, até atingir seu valor máximo, que consiste na desordem absoluta. A entropia aumenta, pois quando energia é transformada em trabalho, ocorre perda de calor, que caracteriza a entropia.

49. No original: “If one asks the creature ‘why did you decide to do such and such’ (or if it asks this of itself), any answer must come from the internal model. Thus the evidence of introspection itself is liable to be based ultimately on the processes used in constructing one’s image of one’s self”.

O paradoxo do demônio de Maxwell buscou mostrar que a segunda lei da termodinâmica possui apenas certeza estatística, sendo possível, hipoteticamente, violá-la. Maxwell supõe um *container* isolado, em que existem partículas rápidas e lentas. Um demônio controla uma porta que o divide em duas partes. O demônio abre a porta para as partículas rápidas irem para a direita e as lentas, para a esquerda. No final, o sistema fica mais organizado, com as moléculas rápidas à direita e as lentas à esquerda, caracterizando redução da entropia. Isto contradiz a segunda lei da termodinâmica, segundo a qual a entropia sempre aumentaria. De acordo com Maxwell, tal fenômeno teria acontecido apenas pela inteligência de um ser atento – o demônio: “O sistema quente se tornou mais quente e o frio, mais frio, apesar de nenhum trabalho ter sido feito, e apenas a inteligência de um ser muito atento e habilidoso ter sido empregada” (Mitchell, 2011, p. 45).⁵⁰

Szilard (1964) contrapôs o paradoxo, sugerindo que o ato de mensurar quais partículas são rápidas e quais são lentas requer energia e produz ao menos tanta entropia quanto havia sido reduzida pela organização das moléculas do lado esquerdo e direito.

Bennett (1973) mostrou, contudo, que há maneiras de observar e lembrar informação sem aumentar a entropia. Em outras palavras, mostrou que qualquer computação pode ser feita sem a utilização de energia e que, portanto, o argumento de Szilard sobre o aumento da entropia pela mensuração da velocidade das partículas seria inválido.

Para isso, Bennett introduz a lógica de computação reversível (*reversible computing*). No primeiro estágio, um autômato logicamente reversível gravaria todos os resultados intermediários do processo em computação, de modo a evitar a operação irreversível de apagar dados. No segundo estágio, o autômato imprime o resultado desejado obtido. No terceiro estágio, o autômato se livraria de todos os resultados intermediários, refazendo cada um dos passos da computação em ordem reversa e levando a máquina ao estado original. No estágio final, a máquina conteria o resultado final desejado, sem resquícios de informações indesejadas, que necessitariam de trabalho para serem apagadas.

50. No original: “The hot system has got hotter and the cold colder and yet no work has been done, only the intelligence of a very observant and neat-fingered being has been employed”.

Landauer (1961), por sua vez, mostrou que em qualquer operação lógica irreversível de manipulação de informação – por exemplo, apagar 1 *bit* de memória –, a entropia aumenta e um montante de energia associado é dissipado como calor.

Segundo a linha de raciocínio desenvolvida por Bennett, para realizar a separação das moléculas rápidas e lentas, em algum momento o demônio de Maxwell teria de deletar sua memória, devido à falta de espaço para armazenamento de informação. O paradoxo seria, portanto, inválido, dado que, conforme mostrara Landauer, o ato de deletar a memória aumentaria a entropia do sistema exatamente no mesmo montante em que a entropia advinda da organização aumentaria.

Simon (1973), por sua vez, introduz o conceito de quase decomposição (*nearly decomposability*), segundo o qual é possível distinguir as interações de um sistema de acordo com a frequência de interação entre suas partículas (componentes). Se as interações observadas entre as partículas de um sistema ocorrem com menos frequência que um dado tempo T , então tais interações podem ser consideradas como constantes. Similarmente, se as interações ocorrem com frequência muito superior a outro dado parâmetro τ , então as interações são desconsideradas e podem ser vistas apenas como ruído.

Outra contribuição inovadora do trabalho de Simon é a noção de alfabeto como elemento-chave analógico para a construção de sistemas complexos: letras compondo palavras e, em sentido hierárquico, a “linguagem” propriamente dita. A partir deste conceito, o autor entende que, ante o limitado número de opções (por exemplo, a proteína do leite é composta de apenas cinco dos 92 elementos naturais disponíveis), o processo evolucionário é mais eficaz. Ou seja, poucas interações são suficientes, desde que imbuídas de significado.

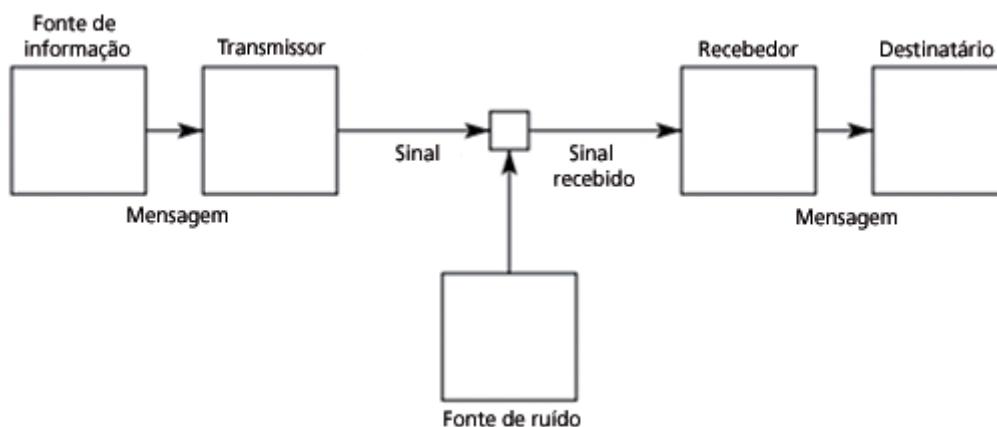
Simon também inclui a noção de *loose coupling*, segundo a qual a independência entre os subsistemas componentes do sistema maior permite eficácia funcional, de modo que cada subsistema se estrutura à revelia dos demais.

Nota-se que o paradoxo do demônio de Maxwell continua controverso (Mitchell, 2011). De todo modo, foram essas discussões que forneceram insumos para a teoria da informação.

5.1 Teoria da informação

O texto de Shannon (1948) estabelece definições que se tornariam clássicas na teoria da comunicação, de acordo com a figura 5.

FIGURA 5
Esquema geral de um sistema de comunicação



Fonte: Shannon (1948, p. 624).

Obs.: fonte de informação (*information source*): produz a mensagem (ou as mensagens) a ser comunicada, em vários formatos (por exemplo: números, áudio e posições); transmissor (*transmitter*): converte a mensagem original de modo que possa ser transmitida pelo canal utilizado, por exemplo, transformando voz em corrente elétrica; canal: meio utilizado para que a mensagem passe do transmissor ao destinatário; receptor (*receiver*): converte a mensagem de volta a seu formato original, transformando, por exemplo, corrente elétrica em voz; e destinatário (*destination*).

Fica claro, pela análise do esquema apresentado na figura 5, que o caminho da mensagem pelo canal de transmissão pode sofrer intervenção indevida de ruídos (*noise*), discutidos mais a seguir.

Shannon define a capacidade de um canal como:

$$C = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{\log N(T)}{T} \quad (3)$$

Sendo $N(T)$ o número de signos de duração T enviados e C , a taxa máxima de transmissão de informação de um determinado canal, mesmo na presença de erros de transmissão gerados por ruídos.

Na sequência, detalha a fonte de informação como geradora de símbolos em um processo estocástico e demonstra como este processo pode ser sucessivamente detalhado, de modo a se aproximar da linguagem natural, por exemplo, utili-

zando palavras na língua inglesa, associadas a suas probabilidades de ocorrência. Este processo estocástico está descrito na literatura como processos discretos de Markoff, e podem ser definidos como: para um conjunto finito de estados S_j , associados a um conjunto de probabilidades $p_i(j)$, o sistema passa do estado S_i ao estado S_j , com probabilidade $p_i(j)$. Note-se que este conceito é similar ao de CA de Wolfram (1984).

O próximo passo de Shannon é construir uma medida da taxa de produção de informação por determinada fonte. Sua definição de taxa de produção de informação coincide com aquela de Kolgomorov (ver abaixo) e com a definição da mecânica estatística de Boltzmann.⁵¹

A partir da definição dessa medida de entropia, Shannon define ainda *entropia relativa* como a entropia de uma fonte dividida pela entropia máxima possível. E, por conseguinte, define *redundância* como 1 menos entropia relativa.

Nesse formato (figura 5), a eficiência do sistema ao codificar a mensagem – para ser enviada pelo canal – é a razão entre a taxa de codificação e a capacidade propriamente dita do canal (Shannon, 1948).

Shannon define que ocorre “distorção” quando o sinal recebido é uma função definida do sinal enviado, ou seja, a diferença entre sinal enviado e recebido é sistematicamente a mesma. O caso de distorção pode ser corrigido.

Ocorre o “ruído” quando a diferença entre sinal enviado e recebido não é sempre a mesma. Neste caso, não é possível recompor o sinal enviado com segurança. No sentido estatístico, um sistema com ruído apresenta dois processos estatísticos em

51. Boltzmann define entropia de um macroestado em função do número de microestados que poderiam levar aqueles macroestados. Se não houver trabalho, a entropia de Boltzmann aumenta até chegar ao macroestado com a maior entropia possível. Veja-se um exemplo simples: uma máquina de azar contém a combinação de resultados possíveis, três de bananas, limões, maçãs ou cerejas, os microestados. Os macroestados referem-se a “ganhar” ou “perder”. O número de microestados associados a *perder* é muito maior que o número associado a *ganhar*. Assim, a entropia de Boltzmann do macroestado, perder é muito maior que a entropia de ganhar. A representação do conceito de Boltzmann consta em sua lápide: $S = k \log W$, em que S é a entropia, W é o número de microestados possíveis correspondentes a um macroestado, e k é a “constante de Boltzmann”, utilizada para representar a entropia em unidades padronizadas (Mitchell, 2009, p. 50-51).

ação: fonte e ruído (figura 5).⁵² A redundância, definida anteriormente, permite que se reduza a probabilidade de erros a um número bem pequeno.

Kolmogorov (1965) propõe o conceito de complexidade como a medida dos recursos computacionais necessários para descrever um objeto ou, em outras palavras, o menor programa capaz de especificar o objeto. Para exemplificar, imagine “64 zeros”. Foram necessários apenas oito caracteres para descrever tal informação, que em seu formato original teria 64 caracteres. Em contraste, uma informação aparentemente aperiódica, tal qual “100010100110000001101000100100111011100” não pode ser descrita como um programa no mínimo igual ao objeto descrito. Kolmogorov propõe uma nova abordagem para descrever informação quantitativamente, para além da análise combinatória e da probabilística: a abordagem algorítmica.

A abordagem combinatória calcula, dadas as letras do alfabeto, as possibilidades de construções de palavras. A análise probabilística é possível, mas pode levar a resultados sem sentido – como a possibilidade de resultados negativos para a entropia, por exemplo – ou de difícil intuição. Tome-se o caso de obras literárias. Em relação a *Guerra e paz*, de Tolstoy, o autor relata: “É razoável incluir esse romance em um grupo de ‘possíveis romances’, ou mesmo postular uma distribuição de probabilidades para esse conjunto?” (Kolmogorov, 1965, p. 3).⁵³

Com isso, Kolmogorov chega a sua proposta de definição, baseada na abordagem algorítmica, e define “complexidade relativa” como “o programa com menor comprimento, capaz de obter y a partir de x ” (Kolmogorov, 1965, p. 5).⁵⁴

$$\varphi(p, x) = y \tag{4}$$

Com isso, tem-se a complexidade relativa (K),⁵⁵ tal que:

52. O autor ainda conceitua “equivocação”, como sendo a entropia do sinal recebido, condicional ao sinal enviado que mede a “ambiguidade média do sinal recebido” (Shannon, 1948, p. 399).

53. No original: “*Is it reasonable to include this novel in the set of ‘possible novels’, or even to postulate some probability distribution for this set?*”.

54. No original: “*the minimal length $l(p)$ of the ‘program’ p for obtaining y from x ”.*

55. O autor demonstra que os valores para complexidade relativa são sempre positivos e ressalta que o texto não versa sobre a suposta complexidade de elaborar o programa p . Esta demonstração também consta de Shannon (1948).

$$K_{\varphi}(y/x) = \begin{cases} \min_{\varphi(p,x)=y} l(p) \\ \infty, \text{ se não há } p, \text{ tal que } \varphi(p,x) = y \end{cases} \quad (5)$$

No contexto da teoria da informação, *entropia é uma medida ao mesmo tempo de incerteza de uma dada variável e de conteúdo presente na informação*. De modo que quanto mais conteúdo presente na mensagem, menor a incerteza. Especificamente, entropia de Shannon – também conhecida como entropia estatística – é uma medida da quantidade de informação presente em uma mensagem, ou, de outra forma, a esperança matemática; a chance de um dado resultado esperado ocorrer. Assim, a entropia de Shannon é máxima quando os resultados são igualmente prováveis e diminui quando outros resultados têm probabilidade maior. Para ilustrar, pode-se dizer que a entropia é 0 quando há um resultado possível, com probabilidade 1. No caso de um dado não viciado, a entropia é 1,79.⁵⁶

Gell-Mann e Lloyd oferecem uma definição para complexidade efetiva (*effective complexity*) de uma entidade que seria “o comprimento de uma descrição altamente comprimida das suas regularidades (Gell-Mann e Lloyd, 2004, p. 387),⁵⁷ ou, em outras palavras, a menor descrição completa dos padrões de determinado objeto ou sistema.

Avançando no detalhamento da definição, os autores referem-se ao conceito de informação de Shannon (ver acima). De forma muito resumida, tem-se que a informação (Σ) é a soma do conjunto completo (do todo) (Y) mais a distribuição de probabilidades das previsões da teoria entre possíveis conjuntos de dados (I).

$$\Sigma = Y + I \quad (6)$$

Formalmente, os autores chamam Y de *algorithmic information content* (AIC) do conjunto e I de média contingente do AIC. Definem que “o AIC de um *string* de *bits* (portanto, da entidade que ele descreve) é o comprimento do menor programa que fará com que um dado computador universal U imprima aquele *string* e então pare.”⁵⁸

56. Um dado com vinte lados, com nível ampliado de incerteza, teria entropia de cerca de 2,996.

57. No original: “length of a highly compressed description of its regularities”.

58. No original: “The AIC of a bit string (and, hence, of the entity it describes) is the length of the shortest program that will cause a given universal computer U to print out the string and then halt”.

(Gell-Mann e Lloyd, 2004, p. 388). Note-se que Kolmogorov (1965) e Chaitin (1966) também propuseram o AIC como uma medida de complexidade. Contudo, vale ressaltar que, no estrito senso, o AIC não é computável de fato, mas apenas ferramenta de apoio para a elaboração teórica.

A intenção do cientista ao propor uma teoria é minimizar ambos os termos à direita da equação, de modo que a teoria permaneça simples (baixo Y) e ao mesmo tempo garanta acurácia em relação aos dados. O *tradeoff* do cientista, portanto, é incluir mais detalhes na teoria (no intuito de melhorar suas previsões), ao custo de complexificação da teoria.⁵⁹

Gell-Mann e Lloyd (2004) definem ainda *pseudocomplexidade* para aqueles casos em que existe um programa gerador (para o caso de um autômato celular com resultados caóticos). Isto porque a redução para o próprio programa gerador não é o AIC, conforme definido anteriormente.

6 REDES

Hopfield (1982) mostra que propriedades computacionais, como a estabilidade de memórias e construção de categorias de generalização, poderiam surgir como resultado espontâneo da interação de um grande número de neurônios simples. Em outras palavras, demonstra que propriedades computacionais podem emergir como propriedades coletivas de sistemas com um grande número de componentes simples equivalentes, no caso, neurônios.

Primeiramente define que qualquer sistema físico, cuja dinâmica no espaço físico (*phase space*) seja dominada por um número substancial de estados localmente estáveis para os quais o sistema é atraído, pode ser considerado uma *content-addressable-memory*.⁶⁰ Em outras palavras, estes seriam sistemas em que é possível acessar informações armazenadas na memória por meio de atributos (por exemplo: a informação “banana” poderia ser acessada pelos atributos fruta, amarela, macaco etc.).

59. Outra maneira de interpretar a relação $Y + I$ seria identificar o primeiro como o programa básico (as regras) e o segundo como os dados.

60. No original: “Any physical system whose dynamics in phase space is dominated by a substantial number of locally stable states to which it is attracted can therefore be regarded as a general content-addressable memory”.

Propõe uma rede neural em que o estado de cada neurônio muda aleatoriamente no tempo e assincronamente, conforme descrito a seguir.

- 1) Cada neurônio i possui dois estados: $V_i = 0$ (não disparando) e $V_i = 1$ (disparando a taxa máxima).
- 2) A força de conexão sináptica entre dois neurônios i e j é dada por T_{ij} .
- 3) Um neurônio não se conecta a ele mesmo ($T_{ii} = 0$).
- 4) O estado do um sistema é dado pelos N valores de V_i , em que N é o número de neurônios.
- 5) O estado do sistema muda segundo o algoritmo descrito a seguir. Note-se que se trata de processamento paralelo assíncrono, ou seja, cada neurônio processa as informações paralelamente, mas não simultaneamente:
 - a) cada neurônio possui um limite fixo U_i ;
 - b) cada neurônio reajusta seu estado aleatoriamente no tempo, mas com taxa de tentativa média (*attempt rate*) W , seguindo a regra

$$V_i \rightarrow 1 \text{ se } \sum_{j \neq i} T_{ij} V_j > U_i \quad (7)$$

$$V_i \rightarrow 0 \text{ se } \sum_{j \neq i} T_{ij} V_j < U_i \quad (8)$$

- c) tempo médio de processamento é $1/W$.

Esse modelo utiliza forte não lineariedade para fazer escolhas, produzir categorias e regenerar informações. O autor afirma que a análise de efeitos coletivos emergentes e de computação espontânea deve necessariamente focar na não linearidade da relação de *input-output*.

Hopfield (1982) considera o caso especial em que (simetria) e define:

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i \neq j} T_{ij} V_i V_j \quad (9)$$

Essa é uma função (de energia) monotonicamente decrescente, o que indica que mudanças no estado da rede ocorrem até que um mínimo (local) seja atingido.

Simulações do modelo mostram que o algoritmo tem as propriedades necessárias para constituir uma *content-addressable memory* física. As memórias são guardadas como entidades estáveis, que podem ser lembradas a partir de um fragmento suficientemente grande, e eventuais ambiguidades são resolvidas estatisticamente.

Outras propriedades coletivas emergentes detectadas são: capacidade de generalização, reconhecimento de familiaridade, categorização, correção e erro e retenção de seqüências no tempo. Ressalta que as propriedades coletivas não dependem de detalhes precisos da modelagem ou de falha de dispositivos individuais.

Finalmente, o autor sugere que a implementação de modelo similar utilizando circuitos integrados levaria a *chips* menos sensíveis a *element failure* e *soft-failure* que circuitos normais, e que a capacidade de processamento paralelo assíncrono do modelo levaria à solução rápida de problemas computacionais específicos.

Em resumo, o autor desenvolve um modelo de redes neurais, em que um grande número de neurônios realiza processos paralelos e assíncronos. Do comportamento coletivo destes processadores simples, novas propriedades computacionais emergem, e o sistema se constitui em uma *content-addressable memory*, em que memórias podem ser acessadas a partir de fragmentos suficientemente grandes. Tendo em vista que o processamento das informações é paralelo e assíncrono, o sistema é pouco sensível à falha de dispositivos individuais. Em outras palavras, comporta-se de acordo com o conceito de *loose-coupling* definido por Simon (1973). Hopfield sugere a aplicação de modelo similar no desenho de circuitos integrados, uma vez que o sistema seria menos suscetível a falhas individuais e teria capacidade de processamento aumentada.

Derrida, Gardner e Zippelius (1987) relaxam as hipóteses previstas no modelo de Hopfield e Little de que as sinapses são simétricas e de que cada neurônio se conecta a um número infinito de outros neurônios, e provam que tal modelo pode ser resolvido exatamente, mesmo sob estas condições.

As hipóteses assumidas por Derrida *et al.* são mais realistas, visto que nas redes biológicas as conexões sinápticas são assimétricas e cada neurônio se conecta a apenas uma pequena fração de todos os neurônios.

Derrida, Gardner e Zippelius (1987) também obtêm a expressão analítica para a evolução de uma configuração com sobreposição finita em um padrão armazenado, ou seja, de uma configuração que consista no fragmento de uma memória armazenada. Mesmo quando o sistema lembra a informação, duas configurações iniciais próximas ao mesmo padrão nunca se tornam idênticas. Isto mostra que o atrator próximo a um padrão armazenado possui estrutura mais complexa que uma única configuração atratora.⁶¹

Em outras palavras, quando o sistema se depara com informações familiares, acaba por lembrar a informação original. Contudo, a memória recuperada como consequência das diferentes informações familiares nunca é exatamente igual.

Por sua vez, quando dois padrões armazenados são correlacionados (memórias correlacionadas), existem regimes sob os quais o sistema lembra estes padrões, mas não consegue distinguir um do outro.⁶²

Os autores sugerem a generalização de sua abordagem para situações em que os padrões armazenados (ou memórias) sejam dependentes do tempo.

7 EVOLUÇÃO

Como explicar o aumento da complexidade de organismos, levando em consideração a segunda lei da termodinâmica?⁶³ Em outras palavras, dado que a entropia do universo sempre aumenta, como os sistemas vivos poderiam ter se tornado mais organizados e complexos?

A teoria da evolução de Darwin forneceu a mais contundente explicação. Segundo ela,

61. Como ilustração desse ponto, pode-se supor que vejamos duas fotos diferentes (configuração com sobreposição finita) de uma pessoa conhecida (padrão armazenado). Cada uma das fotos trará à memória uma lembrança (atrator) da pessoa original. Contudo, a lembrança gerada por estas nunca será exatamente igual.

62. Como exemplo, pode-se supor que dois irmãos parecidos (padrões armazenados correlacionados) sejam apresentados a uma pessoa. Posteriormente, ao ver um dos irmãos, é possível que a pessoa se lembre de qual irmão se trata. Contudo, também existe a possibilidade de a pessoa não conseguir distinguir um irmão do outro.

63. Para mais informações, ver seção 5 deste capítulo.

o resultado da evolução por seleção natural é o surgimento de “*design*” sem a existência de um “*designer*”. O surgimento de *design* decorre do acaso, da seleção natural, e de longos períodos de tempo. A entropia decresce (organismos vivos se tornam mais organizados, aparentemente com mais “*design*”) como resultado do trabalho feito pela seleção natural. A energia para esse trabalho vem da capacidade de organismos individuais metabolizarem energia de seu ambiente (ex.: sol e alimentos) (Mitchell, 2011, p. 79).⁶⁴

A evolução biológica é, portanto, a grande prova de que regras simples – o algoritmo da seleção natural – conseguem gerar produtos altamente complexos, sem a necessidade de um “*designer*”.

Essa visão darwinista foi combinada com a visão de Mendel, posteriormente, levando à chamada “síntese moderna” da teoria evolutiva. A síntese moderna passou a ser amplamente aceita pelos biólogos, e pode ser caracterizada pelos seguintes princípios em relação à evolução:⁶⁵

- a seleção natural é o mecanismo principal de adaptação;
- a evolução é um processo gradual, que ocorre via seleção natural de pequenas variações em indivíduos. Estas variações ocorrem aleatoriamente por mutações e recombinações genéticas e não seguem uma tendência viesada, isto é, nem sempre levam a melhorias; e
- fenômenos macroescalares, como a origem de novas espécies, podem ser explicados pelo processo microscópico de variação genética e seleção natural.

Nos anos 1960 e 1970, a validade da síntese moderna foi desafiada. Em estudo com fósseis, Gould e Eldredge (1977) verificaram discrepâncias entre o que a síntese moderna postulava e o que as evidências dos fósseis mostravam. Estes paleontologistas sugeriram, então, que mudanças pontuadas (*punctuational change*), e não graduais, dominavam a história da vida na terra. Segundo eles, a evolução estaria concentrada em eventos muito rápidos de especiação⁶⁶ e não ocorreria em ritmo constante ao longo da escala geológica. Suas observações de fósseis mostravam que a

64. No original: “*The result of evolution by natural selection is the appearance of ‘design’ but with no designer. The appearance of design comes from chance, natural selection, and long periods of time. Entropy decreases (living systems become more organized, seemingly more designed) as a result of the work done by natural selection. The energy for this work comes from the ability of individual organisms to metabolize energy from their environments (e.g. sunlight and food)*”.

65. Com base em Mitchell (2011).

66. Processo evolutivo a partir do qual surge uma nova espécie biológica.

maior parte dos organismos permanece praticamente inalterada ao longo do tempo geológico e que mudanças evolutivas tendem a ser localizadas em eventos rápidos de especiação. Esta visão antagonista ao gradualismo preconizado pela síntese moderna ficou conhecida como teoria de equilíbrios pontuados.

Gould e Eldredge foram além do campo da biologia, sugerindo que sua teoria de equilíbrios pontuados poderia consistir em filosofia geral da mudança. Como ilustração da aderência de sua teoria ao modo de funcionamento do mundo, citaram Ager (1973, p. 114): “A história de qualquer parte da terra, assim como a da vida de um soldado, consiste em longos períodos de tédio e curtos períodos de terror”.⁶⁷

Raup (1966) explora a evolução de vida complexa por meio do estudo da geometria de conchas que apresentam crescimento em espiral. Postula que o seu formato pode ser expresso por parâmetros geométricos, e simula computacionalmente os formatos que teoricamente poderiam existir. A comparação da simulação com espécies reais mostra que os formatos existentes na natureza não estão distribuídos aleatoriamente no espectro de formas possíveis. Ao contrário, concentram-se em regiões discretas deste espectro. Raup sugere que existem explicações racionais para esta distribuição, que, potencialmente, podem estar associadas a características funcionais das conchas. Seu trabalho é exemplo da exploração evolutiva do morfoespaço e da utilização de simulação computacional para estudar o crescimento e a forma dos organismos.

Maynard Smith (1974) aplica a teoria dos jogos para analisar a evolução de padrões de comportamento em conflitos entre animais e estabelece o conceito de estratégia evolutivamente estável (ESS, sigla em inglês para *evolutionary stable strategies*). Uma estratégia I é considerada ESS se a utilidade esperada de um jogador utilizando a estratégia I contra si mesmo é maior que a utilidade esperada da estratégia J aplicada contra a estratégia I . Ou seja:

$$E_I(I) > E_I(J) \tag{10}$$

Em que E indica a esperança da utilidade da estratégia em parênteses contra a estratégia no subscrito.

67. Nota-se que o embate entre gradualistas e pontualistas persiste ainda hoje.

Em uma população formada apenas por indivíduos que adotam a estratégia *I*, indivíduos mutantes inicialmente raros que adotassem uma estratégia *J* diferente da *I* não aumentariam em frequência, de modo que a população permaneceria estável mesmo com a ocorrência de mutações e seleção natural. O conceito de ESS, que pode ser considerado um caso particular do equilíbrio de Nash, foi absorvido por outros campos do conhecimento, como economia e ciência política, e consistiu em uma importante contribuição ao estudo da evolução.⁶⁸

Holland e Reitman (1977) propõem modelo de algoritmos de aprendizagem simples e algoritmos genéticos que permitem modelar o histórico de sucesso de agentes (*classifiers*) e atualizá-los para algoritmos mais eficientes, quando for o caso. De fato, o algoritmo genético tende a favorecer os agentes mais genéricos e que consistentemente fazem previsões mais precisas. Além disso, o algoritmo genético permite a construção de novos agentes a partir da combinação de partes escolhidas por desempenho, e não ao acaso, mantendo a eficiência de resultados a cada iteração.

Dois modelos são testados. O primeiro confirma a magnitude do poder de resultado alcançado com o algoritmo genético *vis-à-vis* o algoritmo tradicional. Um segundo modelo compara o primeiro algoritmo genético com outro algoritmo genético com capacidade de aprendizado e também resulta em ganhos significativos.

Os modelos baseados em envio de mensagens e respostas entre agentes são descritos como computacionalmente completos, o que permite seu teste independentemente da plataforma.⁶⁹

Waddington (1942) discorre sobre a disputa, à época, entre naturalistas e geneticistas, destacando a proeminência final da genética como teoria fundamentada em evidências. Entende o descontentamento dos naturalistas, pois, de fato, assumir a seleção natural como mecanismo aleatório e responsável único pela adaptação observada parece insuficiente. É justamente o objetivo do texto de Waddington demonstrar processos que facilitem o entendimento de como os geneticistas estão certos ao evocar os genes como responsáveis por uma evolução coordenada organismos-ambiente.

68. Para mais informações, consultar o estudo *Evolutionary game theory*, disponível na página eletrônica da Stanford Encyclopedia of Philosophy: <<http://plato.stanford.edu/entries/game-evolutionary/>>.

69. Para uma revisão mais recente e aprofundada, ver Booker, Goldberg e Holland (1989).

O argumento central desenvolvido por Waddington é que adaptações podem ocorrer como resposta ao ambiente, mas que o fator genético, posteriormente, supera o efeito inicial do ambiente. Em verdade, a adaptação só é possível porque a resposta em si já estaria programada geneticamente (embora dormente),⁷⁰ necessitando apenas ser ativada pelo ambiente. O segundo argumento é a canalização – tida como “a medida da capacidade de uma população de produzir o mesmo fenótipo, a despeito da variabilidade do seu ambiente ou genótipo”.⁷¹ Em outras palavras, Waddington define canalização da seguinte maneira: “[Reações ao desenvolvimento] são ajustadas de modo a levar a resultados finais, a despeito de variações menores nas condições [do ambiente]” (Waddington, 1942, p. 563).⁷² Mais à frente, Waddington explicita a ideia de canal como condutor de alternativas que vão ser acionadas por influência do ambiente ou de outros processos em andamento correlacionados que servem de *switches*.⁷³

Em resumo, “a ocorrência de respostas adaptativas ao estímulo do ambiente depende da seleção de uma reação controlada e adequada geneticamente do organismo. Se for uma vantagem (...) então a reação será canalizada, sob a influência da seleção natural” (Waddington, 1942, p. 565).⁷⁴

8 CRÍTICAS⁷⁵

Israel (2005) desafia a noção de que a contribuição da ciência da complexidade seja inovadora e questiona se ela realmente se constitui em uma “ciência”. Ele inicia sua crítica determinando que não há definição incontestada de complexidade na literatura.⁷⁶ De fato, Von Neumann (1966), por exemplo, usa os termos complexo e complicado indistintamente, como mencionado na introdução.

70. Conforme interpretação dos autores.

71. De acordo com conceituação original disponível em Wikipedia ([s.d.]): “*is a measure of the ability of a population to produce the same phenotype regardless of variability of its environment or genotype. In other words, it means robustness*”

72. No original: “*[developmental reactions] are adjusted so as to bring about one definite end-result regardless of minor variations in conditions*”.

73. Trata-se dos comutadores, operadores de ligar e desligar.

74. No original: “*the occurrence of an adaptive response to an environmental stimulus depends on the selection of a suitable genetically controlled reactivity in the organism. If it is an advantage (...) then the reactivity will become canalized, again under the influence of natural selection*”.

75. Novamente, ressalta-se que a escolha dos autores incluídos neste capítulo incluiu aqueles apresentados como clássicos ou centrais pela coletânea compilada pelo Instituto Santa Fe e listados como *background papers*.

76. De fato, isso não é contestado por aqueles que trabalham com complexidade. Ver, por exemplo, as entrevistas realizadas por Melanie Mitchell em *Introdução à complexidade*.

Outro argumento diz respeito a uma suposta abordagem mais ampla dos fenômenos – consubstanciada na relevância dada à dinâmica dos sistemas. Israel clama que tal foco na interação intertemporal entre os estados do fenômeno é, na verdade, ainda mais restritivo que o paradigma tradicional, conforme discutido mais à frente.

Essencialmente, a “ciência da complexidade” se defronta com uma dificuldade de duas faces: a ausência de definição rigorosa de complexidade e, portanto, da impossibilidade de alcançar definição precisa do objeto e dos métodos dessa dita “ciência”; o alto grau de articulação histórico-dependente que consubstancializa os tópicos da complexidade, i.e., objetos mal definidos, “estilo de teorizar”, ao invés de “objeto específico de análise” (Israel, 2005, p. 481).⁷⁷

Há também uma crítica à alegação da ciência da complexidade de que não é possível manter o paradigma do reducionismo científico, dado que a soma das partes constituintes não seria suficiente para explicar o fenômeno; fenômeno este que seria mais que a soma de suas partes. Em outras palavras, a abordagem complexa postula que há mecanismos “novos ou inesperados” nas interações que apenas “emergem” quando se observa o conjunto de interações entre os indivíduos.

Contra o conceito do todo como “mais que” soma das partes, Israel argumenta que a definição usual “o todo como a soma das partes” não implica ausência de propriedades emergentes; de fato, afirma que as propriedades são efeitos das ações das partes (o que incluiria suas interações). Aliás, este sinergismo entre as partes já estaria considerado na análise matemática recente, com a ajuda de computação. De todo modo, seria contraditório definir um objeto como a soma de suas partes e, ao mesmo tempo, dizer que há propriedade emergente porque o sistema se comporta diferente de suas partes.⁷⁸

Argumento também discutido pelo autor é a dicotomia, dita inexistente, entre matemática linear e não linear, embora a técnica de linearização na resolução de problemas seja, de fato, central. O autor concede o fato de que ainda hoje não há

77. No original: “Essentially, the objective of discussing the ‘science of complexity’ clashes with a two-fold difficulty: the absence of a rigorous definition of complexity and thus the impossibility of arriving at a precise definition of the object and methods of this ‘science’; the high degree of articulation of the historical pathways leading to the topics of complexity, that is, to something that is ill-defined, ‘a style of theorizing’ rather than ‘a specific subject matter”.

78. Embora se reconheça a crítica epistemológica feita por Israel (2005), ressalta-se que a ênfase da ciência da complexidade é exatamente esta, ou seja, que o comportamento estrutural pode ser distinto do comportamento das partes. Descraver as partes, portanto, não é suficiente para caracterizar o sistema, uma vez que não se observaria necessariamente a propriedade de transitividade.

matemática que consiga explicar fenômenos tão complexos como os fenômenos sociais, por exemplo.

Ao desafiar que a contribuição da ciência da complexidade seja inovadora, Israel (2005) alega que a “nova” ciência da complexidade agregaria avanços fragmentados que já estão definidos ao longo de três grandes linhas de raciocínio: *i*) teoria da informação, na qual há precisão matemática na definição; *ii*) teoria do caos; e *iii*) teoria dos jogos. Ora, se os conceitos já constam de linhas da ciência, não constituiriam uma “nova” ciência. Israel lista, então, os conceitos que já estariam presentes nas três linhas de pesquisa.

1) A teoria da informação incluiria aspectos referentes à cibernética, à análise de *feedback*, aos sistemas auto-organizáveis e às homeostases.

2) A teoria do caos e sistemas dinâmicos teria características tipicamente reducionistas. Ainda assim, avalia que caos pode ser definido de forma precisa, mas, ainda que definido, caracteriza-se apenas fenômeno interessante, porém sem utilidade. O autor discorre sobre a impossibilidade de existência de caos em modelos, já vista que o caos é (novamente) “apenas” o resultado de um fato matemático.

3) A teoria dos jogos e algoritmos genéticos, cujas bases, ainda segundo o autor, constam das teorias de evolução, originária na biologia e, mais uma vez, não constituiriam, por si só, “nova ciência”.

Um argumento também central da crítica de Israel à ciência da complexidade é a dificuldade de responder a dois princípios relevantes para manutenção da análise científica nos padrões correntes: objetividade e previsibilidade.

Assim, Israel compreende que é possível a previsibilidade dos fenômenos, mas que seria muito custoso modelar casos nos quais há esta ocorrência. Exemplifica o argumento confirmando a dificuldade de prever fenômenos atmosféricos utilizando-se a matemática. Resumindo, refuta a conclusão de que “indeterminismo” possa resultar de processos “determinísticos”.⁷⁹ Ou seja, no fundo, retoma a validade do raciocínio laplaciano.

79. Ademais, diz Israel (2005), houvesse mesmo caos determinístico, então não seria mesmo possível previsão alguma. De todo modo, a teoria dos sistemas dinâmicos está bem avançada, e este conceito não é mais disputado. Por fim, ressalta-se que a teoria do caos estabelece parâmetros e intervalos nos quais se observa o caos. Em muitos sistemas, sua evolução leva a padrões homogêneos, estáveis; ou a “atratores” recorrentes e também estáveis. A este respeito, ver Strogatz (2000).

Laplace defendia que a previsibilidade seria possível somente do ponto de vista epistemológico. Nesse sentido, houvesse conhecimento de todas as partículas, todas as condições iniciais e todas as regras, a previsão seria possível. Entretanto, baseando-se no conceito de modelo – necessariamente menor que a escala cartográfica 1 por 1 – Israel (2005) ressalta que qualquer representação é inequivocamente imprecisa, por natureza.⁸⁰

Israel avalia que muito embora claramente haja leis naturais sobre as quais é possível realizar previsões, não se espera previsão absoluta.

Em outro ponto, Israel argumenta que mesmo aqueles que evocam os problemas do reducionismo seriam, eles próprios, reducionistas, reforçando o argumento de que a simples tentativa de buscar por explicações implica simplificação, isto é, redução. Argumenta que se estaria substituindo um “reducionismo a partir da física”, por outro baseado na biologia, que enfatizaria a busca de seres humanos (ou qualquer ser vivo) por objetivos, de forma racional. Nesse sentido, sugere que o princípio da seleção natural não pode ser generalizado, mas apenas utilizado em alguns casos.

Ainda sobre evolução, o autor observa a dificuldade real e antiga do ferramental probabilístico e determinístico ao lidar com a consciência, ao lidar com objetos capazes de perseguirem objetivos. A distinção real estaria entre abordagens finalísticas em oposição a abordagens de causalidade, com a primeira sendo mais genérica. Ainda assim, do ponto de vista epistemológico, não haveria rigorosamente diferença alguma entre as duas abordagens.

Na conclusão, o autor reafirma a característica da ciência da complexidade como “versão atualizada de reducionismo”⁸¹ (Israel, 2005, p. 505), uma vez que a formalidade matemática permanece teoricamente central. Nesse sentido, o autor argumenta que a ciência utiliza exatamente as ferramentas, os objetivos e as funções que critica. O autor sugere que a ciência faça sua contribuição para o corpo do conhecimento por meio da dimensão histórica e da análise da subjetividade. O autor não rejeita os avanços propostos nos estudos de complexidade, apenas ressalta que os argumentos não sustentam, epistemologicamente, a constituição de uma suposta nova ciência.

80. De fato, isso está presente nos textos de Rosenblueth e Wiener (1945).

81. No original: “*an updated version of reductionism*”.

9 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Israel (2005) critica o argumento de que os conceitos apresentados em conjunto seriam suficientes para se constituir em uma ciência específica, a “ciência da complexidade”. De fato, Israel pode estar correto. De todo modo, isso não contradiz o fato de que para vários sistemas – classificados como complexos –, tais como a economia, a sociedade, a física ou a biologia, os conceitos apresentam poder analítico e podem contribuir para o avanço disciplinar e interdisciplinar.

A sugestão de Israel (2005) é que os autores interessados nos objetos e fenômenos tidos como complexos deveriam se concentrar na análise subjetiva e historicidade dos fatos. Entretanto, no entendimento dos autores, constituindo-se ou não como ciência, os conceitos aqui descritos contribuem fundamentalmente em dois pontos na abordagem científica.

De um lado, trazem formalidade e arcabouço teórico para a discussão em ciências com menos tradição objetiva. De outro lado, atacam de forma eficaz elementos que, mesmo nas ciências consideradas duras, são rotineiramente ignorados, dada sua frequente intratabilidade matemática, quais sejam: *i*) a dinamicidade dos eventos e sua forte causalidade cruzada (interação) com retroalimentação; *ii*) a arbitrariedade e aleatoriedade de eventos que podem ser relevantes, em conjunto com pontos de ruptura e mudanças estruturais; e *iii*) a auto-organização, a falta de liderança central.

Tais elementos deveriam ser observados pelo cientista ao analisar fenômenos com agentes heterogêneos que interagem entre si, com o meio ambiente, de forma dinâmica e não linear, em sistemas que apresentam auto-organização, características diferenciadas de acordo com a escala em análise e com capacidade de evolução e adaptação, em suma, ao analisar sistemas claramente observáveis e frequentes na natureza e na sociedade. Nesse sentido, tal cientista deveria também ser o “modelador” do sistema em estudo, ou seja, a essência de seu trabalho deveria consistir na busca da essência dos fenômenos investigados.

Em suma, este texto buscou nos autores clássicos os fragmentos iniciais de definições e conceitos que parecem trazer contribuições à análise de fenômenos complexos com rigor científico. Do ponto de vista dos autores e de um instituto voltado para

análise de políticas públicas, cujos fenômenos de estudo são a economia, a sociedade, a cidade e a ecologia, os conceitos descritos neste texto parecem bastante relevantes no intuito de modelar (e simular) melhor o ambiente de aplicação das políticas públicas.

REFERÊNCIAS

- AGER, D. V. **The nature of the stratigraphical record**. 3rd Ed. New York: John Wiley & Sons, 1973, p. 114.
- ANDERSON, P. W. More is different. **Science**, v. 177, n. 4.047, p. 393-396, Aug. 1972.
- BENNETT, C. H. Logical reversibility of computation. **IBM journal of research and development**, v. 17, n. 6, p. 525-532, 1973.
- BOOKER, L. B.; GOLDBERG, D. E.; HOLLAND, J. H. Classifier systems and genetic algorithms. **Artificial intelligence**, v. 40, n. 1, p. 235-282, 1989.
- BOURBAKI, N. **Théorie des ensembles**: fascicule de résultats. 3rd Ed. Paris: Hermann, 1958.
- CANALISATION (genetics). Wikipedia, [s.d.]. Disponível em: <[http://en.wikipedia.org/wiki/Canalisation_\(genetics\)](http://en.wikipedia.org/wiki/Canalisation_(genetics))>.
- CHAITIN, G. J. On the length of programs for computing finite binary sequences. **Journal of the ACM (JACM)**, v. 13, n. 4, p. 547-569, 1966.
- CHAZOTTES, J.-R.; MONTICELLI, M. Structures de Turing. **Experimentarium Digitale**, 2013. Disponível em: <<http://experiences.math.cnrs.fr/Structures-de-Turing.html>>.
- CONANT, R. C.; ASHBY, W. R. Every good regulator of a system must be a model of that system. **International journal of systems science**, v. 1, n. 2, p. 89-97, 1970.
- DERRIDA, B.; GARDNER, E.; ZIPPELIUS, A. An exactly solvable asymmetric neural network model. **Europhysics letters**, v. 4, n. 2, p. 167, Feb. 1987.
- FELDMAN, D. Um ponto fixo de uma função é um número que não muda quando a função atua sobre ele. Ou seja, x é um ponto fixo se $f(x) = x$. **Complexity explorer**, Santa Fe, 2014. Disponível em: <<http://goo.gl/iTpBa0>>.
- FURTADO, B. A.; VAN DELDEN, H. Modelagem urbana e regional com autômatos celulares e agentes: panorama teórico, aplicações e política pública. *In*: CRUZ, B. O. **Economia regional e urbana**: teorias e métodos com ênfase no Brasil. p. 283-314. Brasília: Ipea, 2011. Disponível em: <<http://goo.gl/Cb3HQo>>.
- GELL-MANN, M.; LLOYD, S. Effective complexity. *In*: GELL-MANN, M.; TSALLIS, C. **Nonextensive entropy**. New York: Oxford University Press, 2004. p. 387-398.

GOULD, S. J.; ELDREDGE, N. Punctuated equilibria: the tempo and mode of evolution reconsidered. **Paleobiology**, p. 115-151, 1977.

HOLLAND, J.; REITMAN, J. Cognitive systems based on adaptive algorithms. **SIGART newsletter**, New York, n. 63, p. 49, June 1977.

HOPFIELD, J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. **Proceedings of the national academy of sciences**, v. 79, n. 8, p. 2.554-2.558, 1982.

ISRAEL, G. The science of complexity: epistemological problems and perspectives. **Science in context**, Cambridge, v. 18, n. 3, p. 479-509, Sept. 2005.

LANDAUER, R. Irreversibility and heat generation in the computing process. **IBM journal of research and development**, v. 5, n. 3, p. 183-191, 1961.

LANGTON, C. G. Studying artificial life with cellular automata. **Physica D**, v. 22, n. 1-3, p. 120-149, 1986.

LI, T.-Y.; YORKE, J. A. Period three implies chaos. **American mathematical monthly**, **Washington**, Dez. 1975. Disponível em: <<http://goo.gl/6KTE4V>>.

LEHNINGER, A. L. **Principles of biochemistry**. Worth: New York, 1958.

MAY, R. M. Simple mathematical models with very complicated dynamics. **Nature**, v. 261, n. 5560, p. 459-467, 1976.

MAYNARD SMITH, J. The theory of games and the evolution of animal conflicts. **Journal of theoretical biology**, v. 47, n. 1, p. 209-221, 1974.

MILLER, J. H.; PAGE, S. E. **Complex adaptive systems**. Princeton: Princeton University Press, 2007.

MINSKY, M. Steps toward artificial intelligence. **Proceedings of the IRE**, Cambridge, v. 49, n. 1, p. 8-30, 1961.

MITCHELL, M. **Complexity: a guided tour**. New York: Oxford University Press, 2011.

PAGE, S. E. **The difference: how the power of diversity creates better groups, firms, schools, and societies**. 1st Ed. New Jersey: Princeton University Press, 2008.

_____. **The model thinker**. Ann Arbor: University of Michigan, [s.d.]. Disponível em: <<http://goo.gl/kNOqAk>>. Acesso em: 21 dez. 2012.

RAUP, D. M. Geometric analysis of shell coiling: general problems. **Journal of paleontology**, p. 1.178-1.190, 1966.

RIGUET, J. Thèse de Paris. Bull. Soc. Math. Fr. 76, 114, 1948. Disponível em: <<http://goo.gl/n9Y6kt>>.

ROSENBLUETH, A.; WIENER, N. The role of models in science. **Philosophy of science**, Chicago, v. 12, n. 4, p. 316-321, Oct. 1945.

SHANNON, C. E. A mathematical theory of communication. **The bell system technical journal**, v. 27, p. 379-423; 623-656, 1948.

SIMON, H. A. The organization of complex systems. *In*: Pattee, H. H. **Hierarchy theory: the challenge of complex systems**. New York: George Braziller, 1973. p. 1-27.

STROGATZ, S. H. **Nonlinear dynamics and chaos: with applications to physics, biology, chemistry, and engineering**. Colorado: Westview Press, 2000. (Serie Studies in Nonlinearity).

SZILARD, L. On the decrease of entropy in a thermodynamic system by the intervention of intelligent beings. **Behavioral science**, v. 9, n. 4, p. 301-310, Jan. 1964.

TOBLER, W. R. A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. **Economic geography**, California, v. 46, p. 234-240, 1970.

TURING, A. M. Computing machinery and intelligence. **Mind**, p. 433-460, 1950.

_____. The chemical basis of morphogenesis. **Biological sciences**, London, v. 237, n. 641, p. 37-72, 1952.

VON NEUMANN, J. The role of high and of extremely high complication. *In*: _____. **Theory of self-reproducing automata**. Champaign: University of Illinois Press, 1966. p. 64-87.

WADDINGTON, C. H. Canalization of development and the inheritance of acquired characters. **Nature**, London, v. 150, n. 3.811, p. 563-565, 1942.

WOLFRAM, S. Statistical mechanics of cellular automata. **Reviews of modern physics**, v. 55, n. 3, p. 601, 1983.

_____. Universality and complexity in cellular automata. **Physica D**, v. 10, n. 1, p. 1-35, 1984.

_____. **A new kind of science**. Champaign: Wolfram Media, 2002.

EDITORIAL

Coordenação

Cláudio Passos de Oliveira

Supervisão

Everson da Silva Moura

Reginaldo da Silva Domingos

Revisão

Angela Pereira da Silva de Oliveira

Clícia Silveira Rodrigues

Idalina Barbara de Castro

Leonardo Moreira de Souza

Marcelo Araujo de Sales Aguiar

Marco Aurélio Dias Pires

Olavo Mesquita de Carvalho

Regina Marta de Aguiar

Barbara Pimentel (estagiária)

Jessyka Mendes de Carvalho Vásquez (estagiária)

Karen Aparecida Rosa (estagiária)

Tauânara Monteiro Ribeiro da Silva (estagiária)

Editoração

Bernar José Vieira

Cristiano Ferreira de Araújo

Daniella Silva Nogueira

Danilo Leite de Macedo Tavares

Diego André Souza Santos

Jeovah Herculano Szervinsk Junior

Leonardo Hideki Higa

Capa

Luis Cláudio Cardoso da Silva

Projeto Gráfico

Renato Rodrigues Buenos

The manuscripts in languages other than Portuguese published herein have not been proofread.

Livraria do Ipea

SBS – Quadra 1 - Bloco J - Ed. BNDES, Térreo.

70076-900 – Brasília – DF

Fone: (61) 3315-5336

Correio eletrônico: livraria@ipea.gov.br

Composto em adobe garamond pro 12/16 (texto)
Frutiger 67 bold condensed (títulos, gráficos e tabelas)
Impresso em offset 90g/m² (miolo)
Cartão supremo 250g/m² (capa)
Brasília-DF

Missão do Ipea

Aprimorar as políticas públicas essenciais ao desenvolvimento brasileiro por meio da produção e disseminação de conhecimentos e da assessoria ao Estado nas suas decisões estratégicas.



ipea Instituto de Pesquisa
Econômica Aplicada

Secretaria de
Assuntos Estratégicos

