ANEXO AO PROCESSO Nº 1375/01

DEFESA DE DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM 13/03/04

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM FILOSOFIA

Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho"
FFC - Faculdade de Filosofia e Ciências
Campus de Marília

Luis Guilherme Pereira Lima

Intencionalidade nas Máquinas? Investigação Filosófica e Científica em Redes Booleanas Aleatórias

I Volume

585

Marília
2004

Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho"
FFC - Faculdade de Filosofia e Ciências
Campus de Marília

Luis Guilherme Pereira Lima

INTENCIONALIDADE NAS MÁQUINAS? INVESTIGAÇÃO FILOSÓFICA E CIENTÍFICA EM REDES BOOLEANAS ALEATÓRIAS

I volume

Marília-SP
2004

LUIS GUILHERME PEREIRA LIMA

INTENCIONALIDADE NAS MÁQUINAS? INVESTIGAÇÃO FILOSÓFICA E CIENTÍFICA EM REDES BOOLEANAS ALEATÓRIAS

Dissertação apresentada à Faculdade de Filosofia e Ciências da Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho", Campus de Marília, para obtenção do título de mestre em Filosofia (Área de Concentração em Ciência Cognitiva e Filosofia da Mente).

Orientador: Prof. Dr. João Fernando Marar

1410001585



Marília-SP
2004



UW0011138781 70100004

Nº cham. 121
L732i

Nº Tombo 1585
Aquisição D
Preço R$ 5,00
Data 10/11/04
Proced. autor

- Intencionalidade (Filosofia)
- álgebra booleana
- Sistemas auto-organizadores

142 p. il.

Lima, Luis Guilherme Pereira.
L732i Intencionalidade nas máquinas? Investigação filosófica e científica em redes booleanas aleatórias/Luis Guilherme Pereira Lima. – Marília, 2004.
142f. ; 30 cm.

Dissertação (Mestrado em Filosofia) – Faculdade de Filosofia e Ciências, Universidade Estadual Paulista, 2004.
Bibliografia: f. 134-142
Orientadora: Profº. Drº João Fernando Marar

1.Intencionalidade. 2.Redes Booleanas Aleatórias.3. Auto Organização. I. Autor. II. Título.

CDD 121

LUIS GUILHERME PEREIRA LIMA

INTENCIONALIDADE NAS MÁQUINAS? INVESTIGAÇÃO FILOSÓFICA E CIENTÍFICA EM REDES BOOLEANAS ALEATÓRIAS

DISSERTAÇÃO PARA OBTENÇÃO
DO TÍTULO DE MESTRE

COMPONENTES DA BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. João Fernando Marar (Orientador)
Departamento de Ciência da Computação
FC - UNESP/Bauru

Prof. Dr. Willem F. G. Haselager
NICI / Universidade de Nijmegen
Holanda

Prof. Dr. André Carlos Ponce de Leon Ferreira de Carvalho
ICMC USP – São Carlos

Suplentes:
Prof. Dr. Olimpio José Pinheiro
FAAC – UNESP/ Bauru

Prof. César Antunes de Freitas
Faculdade de Odontologia USP – BAURU.

Marília, 20 de fevereiro de 2004.



RESUMO:

Esta dissertação tem como objetivo principal, a investigação filosófica sobre o conceito de intencionalidade e a busca explanatória da intencionalidade como um processo físico. Nesse contexto, investigamos no primeiro capítulo, os conceitos da intencionalidade propostos por Dennett, Fodor, Atlan e Freeman com a finalidade de buscar o conceito mais adequado para uma modelagem computacional apresentada no sexto capítulo. No segundo e terceiro capítulo, apresentamos a Teoria da Auto-organização, o Emergentismo e a Teoria da Percepção Direta de Gibson (1979) como sustentação filosófica e científica para a nossa proposta de modelagem da percepção sonora. Apresentamos também, um estudo de caso com as redes booleanas de Atlan e discutimos sobre o comportamento intencional nessas redes. Uma investigação detalhada sobre as propriedades das redes booleanas aleatórias é apresentada no quinto capítulo.

ABSTRACT:

This dissertation has as objective main, the philosophical inquiry on the intentionality and the explanatory search of the intentionality as a physical process. In this context, we investigate in the first chapter, the concepts of the intentionality considered by Dennett, Fodor, Atlan and Freeman with the purpose to search the concept most adequate for a presented computational modeling in the sixth chapter. In second and the third chapter, we present the Theory of the Auto-organization, the Emergentism and the Theory of the Direct Perception of Gibson (1979) as philosophical and scientific sustentation for our proposal of modeling of the auditive perception. We also present, a study of case with the Atlan's boolean network and argue on the intentional behavior in these nets. An inquiry detailed on the properties of the random boolean nets is presented in the fifth chapter.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 1 12 13 14 15 16 17 18

Dedico esta dissertação a minha família, papai (in memorian) Paulo Roberto Pereira Lima, minha mãe Celina Silvia Pereira Lima, e meu irmão Luis Flávio Pereira Lima.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer, em primeiro lugar, a minha família, que tanto ajudou em meus momentos mais difíceis. Celina e Flávio, muito obrigado pela compreenssão e pelo carinho que me proporcionaram para que eu pudesse realizar este trabalho;

Agradeço aos meus amigos da Santomé nova, antiga e afins, pelo apoio em alguns momentos de pura euforia. Marcel e Carol, obrigado pelos insights e debates que promovemos juntos;

Agradeço aos amigos de Maringá, André Gonçalvez de Oliveira, Rael Gimenes e Luis Felipe de Oliveira, que muito contribuiram para a realização deste trabalho e a todos meus amigos de Marília, Luciano, Perna, Jappa e Malcom. O Bar conexão realmente criava sinapses, e quantas sinapses;

Agradeço ao meu orientador e sempre amigo, João Fernando Marar, que sempre me colocou na linha e que me guiou para o caminho certo. Marar, penso que não estou mais andando em círculos. Obrigado;

Agradeço, em especial, ao Prof. Pim Haselager e ao Prof. Olimpio, que participaram de minha banca e que forneceram grandes contribuições para a realização deste trabalho. Muito obrigado!;

E quero agradecer a todos os professores do Programa de Mestrado de Marília, especialmente à Nice, Mariana e Cândida. Tenho uma nova concepção de mundo que aprendi com todos vocês.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 1 12 13 14 15 16 17 18

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO.....09

CAPÍTULO 1.....18
O que é intencionalidade?

1.1 Apresentação.....19
1.2 A teoria do Conteúdo de Fodor.....20
1.3 A postura intencional de Dennett.....25
1.4 A visão de um neurocientista sobre intencionalidade....29
1.4.1 Percepção como processo passivo.....29
1.4.2 Percepção como processo ativo.....31
1.4.3 A neuroatividade intencional.....32
1.4.4 Erros categoriais na neurobiologia.....35
1.5 Análise reflexiva das teorias.....37

CAPÍTULO 2.....42
O modelo intencional de Atlan

2.1 Apresentação.....43
2.2 A rede de autômatos de Atlan.....46
2.2.1 Emergência da estrutura.....49
2.2.2 Emergência da Funcionalidade.....51
2.3 Auto-observação e a função de satisfação.....53
2.4 Reflexões sobre o modelo.....55

CAPÍTULO 3.....58
A teoria da percepção direta de Gibson e a fisiologia da percepção

3.1 Apresentação.....59
3.2 A abordagem ecológica.....59
3.2.1 Psicologia Ecológica de Gibson.....61
3.2.2 Porque rejeitar a visão tradicional.....61
3.2.3 Informação para a Percepção e Ação.....62
3.2.4 O Acoplamento da percepção e da ação.....64
3.3 A fisiologia da Percepção.....66
3.3.1 O experimento.....67
3.4 Algumas considerações.....70

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 1 12 13 14 15 16 17 18

CAPÍTULO 4.....72
Auto-organização e Emergência

4.1 Apresentação.....73
4.2 O processo auto-organizado.....74
4.3 O Emergentismo.....78
4.3.1 Emergentismo fraco.....79
4.3.2 Emergentismo sincrônico.....80
4.3.3 Emergentismo diacrônico.....81

CAPÍTULO 5.....85
As redes booleanas aleatórias

5.1 Apresentação.....86
5.2 Breve Histórico.....86
5.2.1 O que é uma Rede Neural?.....88
5.2.2 O Neurônio Artificial de McCulloch & Pitts.....90
5.2.3 Tipos de Função de Ativação.....92
5.2.4 Vantagens do paradigma conexionista.....93
5.3 A Rede Booleana Aleatória.....94
5.3.1 Classificação das Redes Neurais Booleanas.....97
5.4 O comportamento das redes neurais booleana e suas características.....100
5.4.1 Atrator.....100
5.4.2 Bacias de atração.....102
5.4.3 Redes booleanas e suas Bacias de atração.....104
5.5 Possibilidade da Emergência em redes booleanas aleatórias.....106
5.6 Considerações sobre auto-organização em redes booleanas aleatórias.....108

CAPÍTULO 6.....111
PROPOSTA PARA A MODELAGEM DA PERCEPÇÃO E OS PRIMEIROS RESULTADOS

6.1 Apresentação.....112
6.2 Redes respondendo a um sinal externo.....113
6.3 modelando o processo de transdução.....119
6.4 Aprendizagem em redes booleanas.....124

CONSIDERAÇÕES FINAIS.....*126*
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....134

INTRODUÇÃO

Na segunda metade do século 20, a ciência moderna passou por um processo aparentemente contraditório. De um lado, seus estudos fragmentados por áreas bem especializadas com objetivos muito bem definidos. Por outro lado, uma comunidade científica desenvolvendo atividades interdisciplinares, integrando concepções metodológicas, epistemológicas e tecnológicas, formando o que podemos chamar de Ciências da Complexidade (PINES, 1987). A Cibernética[1] (Wiener, 1948/1961; Ashby, 1956), em paralelo com a teoria dos Sistemas de Bertalanffy (1968), marcaram o começo dessas atividades, discutindo temas, como adaptação, autonomia, comunicação e informação, para encontrar respostas aos problemas não resolvidos pelas disciplinas da ciência clássica. A Cibernética desenvolveu-se de 1946 a 1953 com as famosas conferências Macy, nas quais a participação de matemáticos, psicólogos, fisiologistas, lingüistas e filósofos contribuíram consideravelmente no desenvolvimento do que viria a ser a Ciência Cognitiva. Quando o objetivo é estudar a mente humana, assim como a intencionalidade[2], o caráter interdisciplinar é de extrema relevância. Uma pesquisa interdisciplinar nos parece a melhor escolha para a resolução de problemas que ainda permanecem em aberto, tais como a intencionalidade, a consciência, os qualia e o problema mente-corpo.

Segundo Stephen Grossberg (1999), para que se elabore uma teoria científica da consciência, e que facilmente podemos aplicar nos estudos da intencionalidade, precisamos estabelecer as relações entre cérebro e comportamento. Para que possamos estabelecê-la, são necessárias três etapas:

---

[1] Cibernética – Estudo do Controle e Comunicação no animal e na máquina.

[2] Intencionalidade – vem do termo intencional e significa direcionalidade para um objeto. Em outras palavras, para uma coisa ser intencional, ela deve ser para (*about*) algum objeto ou evento no mundo.

unesp

Analisar os estudos dos dados comportamentais, pois o corpo e o cérebro evoluíram para alcançar seus "sucessos" comportamentais; estudar o nível computacional, no qual a dinâmica cerebral, em conjunto com o meio, controla o comportamento; utilizar uma linguagem suficientemente poderosa para explicar essas relações, como por exemplo, a Matemática.

Entretanto, por mais que essa teoria possua essa sustentação epistemológica, ela é capaz de explicar fenômenos privados à primeira pessoa? A qualidade da experiência de uma sensação pode ser explicada apenas pelo nível físico-químico cerebral? E a intencionalidade? Seria uma propriedade intrínseca do estados mentais? Podemos afirmar que só os seres humanos possuem intencionalidade ou podemos compreender a intencionalidade como uma propriedade de todos os seres vivos? Estendendo um pouco mais a questão: existe algum sistema artificial criado pelo homem capaz de expressar essa propriedade? São essas e outras questões que envolvem e motivam nossa investigação científica e filosófica sobre esse fenômeno. Como Freeman (1991) aponta, não podemos acessar a atividade neural de forma direta. O que se faz é interpretar os sinais de um EEG (Eletro-encéfalograma) e inferir os resultados por meio de correlatos comportamentais e introspecções. Estudar a cognição e sua origem, portanto, assim como a intencionalidade, requer escolhas epistemológicas, sendo algumas destas responsáveis por controvérsias sobre as próprias definições de cognição e sua natureza (Churchland & Sejnowski 1993; Pylyshyn, 1984; Van Gelder, 1992/1995; Varela, 1991).

O porquê do termo "cognição" ter muitos conceitos diferentes, segundo Moreno, Umerez & Ibanes (1999), está no limite da própria idéia de cognição e suas implicações metodológicas. Outro aspecto do problema está nos programas de pesquisa existentes sobre cognição. Por um lado, temos a Inteligência Artificial, que busca reproduzir funções cognitivas de alto nível, como resultado de programas que manipulam símbolos em contextos

unesp

abstratos (NEWELL, 1980). Por outro lado, temos a Vida Artificial[3] que, em conjunto com o Conexionismo[4], buscam reproduzir fenômenos cognitivos que emergem de um sistema com forte plausibilidade biológica.

No contexto da intencionalidade, como estão as pesquisas nessas áreas? Nossa investigação relata essa problemática e apresenta as pesquisas e as teorias sobre intencionalidade na Filosofia da mente, Ciência da Computação e Neurobiologia.

1.1 Motivação

A principal motivação para o estudo da intencionalidade é encontrar um modelo que possa descrevê-la como um processo físico. O problema mente-corpo, muito estudado na filosofia da mente, está intimamente ligado ao problema da intencionalidade. Os estudos nas áreas da Ciência da Computação e Ciência Cognitiva evidenciam que a modelagem para tal problema ainda se encontra em seus primeiros passos. A Inteligência Artificial (I.A.), no século passado tinha entre os seus objetivos, resolver o problema da linguagem. Para os estudiosos da área, o problema estaria resolvido em poucos anos. É evidente que não encontraram uma solução. Problemas, como o da linguagem e da intencionalidade, estão distantes de uma solução se tratados pela Inteligência Artificial clássica. Os modelos de I.A. não propiciam uma boa resolução para a compreensão da intencionalidade. A limitação desses modelos está na sua abordagem simbólica, na qual um conjunto de símbolos e regras, denominado algoritmo[5], devem estar previamente estabelecidos para resolver um problema. Neste sentido, ainda não existe um algoritmo que modele o processo intencional.

---

[3] Vida Artificial – Programa de pesquisa que investiga os processos vitais de qualquer organismo e tenta reproduzi-los em sistemas artificiais. Parte da concepção de vida de como ela poderia ser e não como ela é.

[4] Conexionismo – Também chamada de Redes Neurais Artificiais, é uma vertente da Ciência Cognitiva que simula processos cognitivos em uma rede neural artificial. Sua abordagem surgiu em contraponto ao paradigma da Inteligência Artificial.

[5] Algoritmo – Uma seqüência lógica de ações bem definidas, com o objetivo de realizar uma tarefa.

unesp

Introduzindo algumas reflexões, segundo a Inteligência Artificial o mundo pode ser dividido em regiões compostas por elementos e tarefas. A cognição consiste na resolução de problemas e deve, para ser bem sucedida, respeitar os elementos, as propriedades e as relações dessas regiões determinadas anteriormente.

Essa abordagem parece funcionar muito bem no ambiente no qual podemos especificar todos seus estados possíveis. Considere um jogo de xadrez. Esse é o exemplo clássico para mostrar que não parece muito difícil definir seus elementos, regras, as posições do tabuleiro e os possíveis movimentos. Como Varela (1991) aponta, é um mundo quase cristalino. Agora, se estamos lidando em uma situação em que não podemos definir todos os elementos, regras e movimentos, o cognitivismo clássico tem-se mostrado pouco produtivo. E não precisamos imaginar uma situação muito rara que se enquadre nesse contexto. Basta olharmos para o cotidiano para perceber o quanto ele é favorável à indeterminação. Vamos supor que o objetivo de um sistema de controle é se deslocar de um ponto da cidade para outro. No caminho, diversas situações podem surgir. Algumas que podemos até prever e outras impossíveis de predição. Nesse caso, para que esse sistema cumpra sua tarefa, ele deve, de alguma maneira, conhecer o mundo para agir. Esse conhecimento, que chamamos de senso comum, é quase impossível de transformar em conhecimento proposicional explícito (VARELA, 1991, p. 156). O que a abordagem cognitivista clássica faz é utilizar representações para caracterizar esse conhecimento.

As representações atuam como intermédio entre percepção e ação e são utilizadas para guiar o seu comportamento. Segundo Haselager (1997), pode-se ter algumas dores-de-cabeça quando utilizamos as representações em modelos cognitivos. A tarefa que o sistema de controle deve realizar no exemplo acima pertence ao *frame problem*, uma das seis dores-de-cabeça proposta por Haselager (1997). Os seres humanos possuem uma grande habilidade para rapidamente ver as conseqüências relevantes de uma mudança em uma determinada

unesp

situação. O problema está em como modelar essa habilidade computacionalmente. Por exemplo, atravessar uma rua requer uma enorme quantidade do conhecimento de senso comum, tais como as regras de trânsito, nas quais é permitido atravessar a rua e ainda perceber qual é a melhor hora para atravessar. O *frame problem* contribuiu muito no desenvolvimento de métodos alternativos para a representação do conhecimento, como, por exemplo, a representação distribuída no conexionismo. Para Haselager (1997), o problema foi apenas transformado, já que o conexionismo também não conseguiu resolver o problema. O *frame problem*, portanto, é uma das principais razões para criticar o uso das representações na Ciência Cognitiva e, como alternativa, Haselager (2001) propõe uma abordagem diferente para a cognição denominada Cognição Incorporada e Situada. Desta forma, se o mundo em que vivemos tem fronteiras indefinidas, devemos pensar que a representação não pode mais ser o cerne da ciência cognitiva, devido a sua ineficiência em situações reais.

Em contraponto ao paradigma da I.A., o Conexionismo surge como uma segunda alternativa, na tentativa de encontrar novas respostas para problemas ainda não resolvidos pela I.A. O Conexionismo tem como base a neurofisiologia, e teve seu início com os estudos de McCulloch & Pitts (1943) e Donald Hebb (1949). O Conexionismo, também chamado de Redes Neurais Artificiais, envolve os problemas relacionados à captura de estímulos do ambiente para o reconhecimento de padrões (MARAR, 1997). Esses estímulos são captados por uma rede de neurônios capaz de responder ao estímulo através de um padrão de ativação. Em uma rede neural, não temos um algoritmo destinado a realizar uma tarefa e sua capacidade de aprendizado é fundamental para um modelo da intencionalidade. Se não temos um algoritmo responsável para a realização de uma tarefa, precisamos, então, treinar a rede, por meio de estímulos, para que ela possa classificá-los e, assim, executar tal tarefa. Porém, esse treinamento não deve ser orientado por um supervisor, como no caso das redes neurais com aprendizado supervisionado, pois impossibilitaria a existência de um comportamento

unesp

intencional original. Intencionalidade original no sentido de Searle (1983) é intrínseca aos próprios estados mentais. É a "capacidade" apresentada pelos seres vivos, através do qual nossos estados mentais se relacionam com os objetos e estados mo mundo. Para Searle, um estado intencional é uma representação que se associa a um estado psicológico. Neste sentido, podemos, então, criar uma máquina com intencionalidade original, ou, em outras palavras, criar uma máquina que estabeleça seus próprios objetivos e que escolha arbitrariamente suas próprias decisões? A resposta para esta questão é o motivo mais importante para a realização deste trabalho. O estudo da intencionalidade sempre envolve uma investigação sobre a aquisição do significado (Atlan 1987). Neste sentido, existe, então, uma máquina que possa criar relações semânticas entre um estímulo (informação do meio) e suas propriedades físicas que leva a uma ação? Caso exista, podemos inferir que esta relação seja condição necessária para que a máquina se comporte de modo intencional? Atlan (1987) afirma que uma rede booleana aleatória conectada a um dispositivo de memória pode ser um bom modelo para a intencionalidade. Em seu artigo "Self creation of meaning", Atlan (1987) apresenta uma rede booleana que se auto-organiza na qual emerge (no sentido técnico) uma funcionalidade não programada: o reconhecimento de *strings* binárias. No segundo capítulo, apresentaremos o modelo de Atlan e levantaremos algumas considerações para o estudo da intencionalidade.

Objetivos

O principal objetivo desta dissertação é investigar um modelo apropriado para o estudo da intencionalidade. Pretendemos encontrar uma ferramenta para a descrição do modelo e encontrar teorias filosóficas e científicas que possam dar-lhe sustentação. Como conseqüência desta investigação, sugerimos uma proposta de implementação de um modelo

unesp

para a percepção utilizando um sistema computacional – redes booleanas aleatórias. Nesta perspectiva, a investigação se concentra nos seguintes estudos:

- Investigação filosófica sobre o conceito de intencionalidade e a busca explanatória da intencionalidade como um processo físico;
- Investigar as propriedades das redes booleanas aleatórias;
- Apresentar uma proposta de modelagem para a percepção;
- Buscar uma teoria científica que sustente o modelo;
- Estabelecer os limites e alcances computacionais do modelo.

Organização da dissertação

A introdução apresentou a "ponta do iceberg" – o problema da intencionalidade – e os principais conceitos e problemas envolvidos no estudo da intencionalidade que serão tratados no decorrer desta dissertação. A necessidade de explicar a intencionalidade como um processo físico possibilita os primeiros passos para a sua modelagem. Deste modo, a escolha apropriada de uma teoria que sustente esse modelo deve ser investigada.

Esta dissertação está organizada em 6 capítulos, sendo organizada da seguinte forma:

Capitulo 1: O que é intencionalidade?

Neste capítulo, serão apresentadas as visões de três autores sobre a intencionalidade: Jerry Fodor (1992), em sua teoria do conteúdo, que propõe uma teoria naturalista da intencionalidade buscando entendê-la como um processo físico tendo como base a teoria do significado de Skinner (1957) e a teoria da representação de Dretske (1983). Em contraponto a Fodor, está Daniel Dennett. Ele defende, de forma pragmática, que a utilização do vocabulário intencional desempenha apenas um papel nas práticas sociais, ajudando o homem

unesp

a se relacionar com o mundo, ou predizer certos comportamentos. E finalmente Freeman (1997, 1999, 2000b), um neurocientista que aponta os principais erros categoriais nos estudos da neurofisiologia da consciência e intencionalidade e suas contribuições para a formação de um modelo mais robusto da mente.

Capítulo 2: O Modelo intencional de Atlan

O capítulo 2 apresenta um modelo para a intencionalidade no qual se aplica uma rede booleana aleatória. A proposta de Atlan (1987,1998), centrada nas pesquisas da biologia, busca explicar que a intencionalidade através da aquisição do significado é uma propriedade emergente de um sistema auto-organizado. Uma discussão sobre o modelo será apresentada no final do capítulo.

Capítulo 3: A teoria da percepção direta de Gibson e a fisiologia da percepção

Nessa seção, será apresentada a teoria da percepção direta de Gibson (1966,1979) como a alternativa radical da percepção e a ação, sua abordagem ecológica e os conceitos de affordances e invariantes, fundamentais para a compreensão dessa abordagem. Apresentaremos, também, os estudos de Freeman sobre a fisiologia do sistema olfativo dos coelhos e sua modelagem como um sistema dinâmico caótico e não-linear.

Capítulo 4: Auto-organização e Emergência

Nesse capítulo, abordaremos o estudo da auto-organização por Michel Debrun (1996) e Ashby (1962); a diferença entre auto-organização primária e secundária, exemplos de processos auto-organizados, níveis de auto-organização apresentados por Debrun; a teoria da complexidade pelo ruído de Atlan; e o conceito técnico de Emergência e sua taxonomia

unesp

proposta por Stephan (1998), que classifica três tipos de Emergência: Emergência Fraca, Emergência Sincrônica e Emergência Diacrônica.

Capítulo 5: As Redes Booleanas Aleatórias

Abordaremos, nessa seção, a definição de redes booleanas de uma forma mais detalhada e apresentaremos a sua taxonomia proposta por Gerhenson (2000). Para o melhor entendimento das redes, alguns conceitos da Teoria dos Sistemas Dinâmicos serão introduzidos, assim como um breve histórico das Redes Neurais Artificiais. No final do capítulo, discutiremos sobre a auto-organização nas redes booleanas aleatórias.

Capítulo 6: Proposta para a modelagem da percepção e os primeiros resultados

Abordaremos, nesse capítulo, um modelo para a percepção ativa. O modelo, no presente momento, se encontra em fase de teste e por isso alguns resultados comparativos entre três redes booleanas serão apresentados. Utilizamos a ferramenta Matlab 6.5 como ambiente computacional de criação, simulação e testes. Passaremos por uma breve descrição do sistema auditivo humano (MORGAN, 1973) para melhor compreensão do processo de transdução e apresentaremos técnicas de aprendizagem em Redes Booleanas Aleatórias.

Considerações Finais

Por fim, nessa seção serão discutidas as implicações de nossa investigação para a Ciência da Computação, Ciência Cognitiva e Filosofia da Mente. Sugerimos, aqui, a extensão do modelo para a possibilidade de emergência de um comportamento intencional e discutiremos os resultados obtidos para orientação, produção e planejamento de projetos futuros.

unesp

CAPÍTULO 1

O QUE É INTENCIONALIDADE?

1.1 Apresentação

A questão da intencionalidade é um dos problemas principais na Filosofia da Mente e Ciência Cognitiva. Os conceitos que agregam a intencionalidade e seu próprio significado muitas vezes se confundem, o que torna extremamente difícil lidar com o tema. Podemos ressaltar que existem dois conceitos para o mesmo termo, um técnico e o outro estabelecido pelo senso comum (ATLAN, 1998). Para responder à questão principal formulada na introdução, é necessário apresentar as teorias da intencionalidade dos principais autores que tratam o tema no âmbito da Filosofia da Mente.

O termo intencionalidade é de origem medieval, proposto por São Tomas de Aquino (1272-1952) e vem do verbo latino *intendere*, que significa "apontar para", "ou objetivar algo" ou "estender para". Um dos mais importantes predecessores da escola da fenomenologia, Franz Brentano, filósofo e psicólogo, apresentou novamente o tema no século XX. Este filósofo afirmou que o termo é a própria distinção entre o fenômeno mental e o físico e que a intencionalidade é uma das características da consciência.

Para Brentano, a intencionalidade é uma característica irredutível dos fenômenos mentais e seria impossível estabelecer uma equivalência em termos físicos, ou seja, explicá-la através de leis naturais. Sua afirmação é reconhecida como Tese de Brentano ou Tese da Irredutibilidade. Fica clara a postura dualista assumida pelo autor para descrever os fenômenos mentais. Diversos autores da filosofia da mente, que assumem uma concepção monista, refutaram essa idéia. Se adotamos a postura monista, como entender um sistema físico que possui estados mentais com intencionalidade? Como unir o naturalismo e a intencionalidade?

Jerry Fodor e seu professor Putnam, por volta de 1960, tentaram responder a essas questões assumindo o funcionalismo, que busca compreender a mente como se fosse um

unesp

sistema computacional e que Putnam, após três décadas, acaba renegando o próprio funcionalismo. Fodor (1975), entretanto, publica *The language of Thoughts* unindo o funcionalismo a uma linguagem do pensamento.

Por outro lado, seguindo as idéias pragmáticas de Quine, Daniel Dennett defende que a utilização do vocabulário intencional, isto é, a utilização dos termos "deseja que", "acredita que", desempenha apenas um papel nas práticas sociais, ajudando o homem a se relacionar com o mundo, ou predizer certos comportamentos. Sendo assim, Dennett não afirma que esses estados realmente existam, mas que o vocabulário intencional sirva como uma ferramenta metodológica para explicar algo que não é compreensível por termos físicos (DENNETT, 1987). Esse é o ponto crucial divergente entre Fodor e Dennett. Fodor considera-se um realista, pois acredita que os estados mentais tenham poder causal.

O capítulo 1 desta dissertação está dividido em quatro tópicos. O primeiro analisa a Teoria do Conteúdo de Fodor (1975). O segundo expõe a postura intencional de Dennett (1987). O terceiro expressa o trabalho de Freeman (1997, 1999, 2000b), um neurocientista, e o quarto tópico faz uma análise reflexiva sobre os tópicos anteriores, evidenciando qual é a melhor abordagem para uma modelagem computacional da intencionalidade.

1.2 A teoria do Conteúdo de Fodor

A Teoria do Conteúdo de Fodor busca responder as questões para alguns problemas fundamentais da Filosofia da Mente. Seu esforço consiste em construir uma teoria da intencionalidade que seja, ao mesmo tempo, naturalista e realista. Naturalista, porque pressupõe que a intencionalidade seja descrita por leis naturais, considerando, então, uma concepção materialista e fisicalista da mente. E realista, pois Fodor acredita que os estados mentais intencionais têm poder causal no comportamento de um indivíduo (FODOR, 1992;

unesp

p.5). A teoria do conteúdo de Fodor tem como base a psicologia do senso comum e grande influência de Skinner (1957) e Dretske (1983). Essa grande influência não significa dizer que Fodor concorda com a teoria do comportamento verbal de Skinner (1957), como veremos adiante. Para a psicologia do senso comum, todo estado mental intencional é uma atitude proposicional, com propriedades semânticas e causais. Neste sentido, um comportamento pode ser explicado por uma psicologia do tipo crença/desejo que assume causação mental. Essas causas suportam generalizações em que o silogismo prático seja, talvez, seu paradigma.

Vamos supor que uma pessoa P tenha um desejo D e uma crença C. Podemos explicar que P faz A se ela acredita em C e deseja D. Caso P não acreditasse em C ou não desejasse D, provavelmente não o faria. Para explicar como poderiam existir estados intencionais com propriedades causais e semânticas, Fodor (1992) enuncia uma teoria naturalista da representação mental chamada *Full-blown Representational Theory*. Antes de descrevê-la, estamos fadados a explicar a teoria do comportamento verbal de Skinner, subjacente à teoria de Fodor.

Segundo Skinner (1957), a palavra em inglês "dog" expressa a propriedade de ser um cachorro. Esse fato semântico se reduz ao seguinte fato: a disposição comportamental do locutor, isto é, sua resposta verbal "dog" está sob controle de um certo tipo de estímulo discriminativo, por exemplo, a presença de um cão. Símbolos de "dog" expressam, portanto, a propriedade "dog" quando o locutor é reforçado pela presença do estímulo. Essa teoria é naturalista porque a condição, em virtude da satisfação de que "cão" significa "cão", é especificada em *prima face* por um vocabulário não intencional/semântico: freqüência de respostas e controle de estímulos.

A crítica de Chomsky (1959) a Skinner é que as elocuções não são simplesmente respostas a esses estímulos. Elas são ações voluntárias. Chomsky afirma que o comportamento verbal é, no mínimo, sensitivo ao conteúdo de uma crença. Se elas são ações,

unesp

o termo "resposta", utilizado por Skinner, é cripto-intencional, já que envolve uma ação, (Fodor, 1992, p. 55) e quando aplicada no uso da linguagem, fatalmente o behaviorismo de Skinner se contradiz. Fodor considera brilhante a objeção de Chomsky, mas assume que a idéia de Skinner, que para ele e para Chomsky não se aplica à linguagem, pode muito bem ser utilizada para o pensamento.

Embora falar seja um comportamento voluntário, podemos presumir que o pensar não é. Alguém que se considera um realista intencional, no caso o próprio Fodor, mas não um behaviorista, poderia muito bem abraçar a semântica de Skinner para os pensamentos descartando a linguagem. Então, podemos assumir que existe um estado mental que expressa a propriedade "cão", ou, em outras palavras, existe um estado mental com um conteúdo intencional: a propriedade "cão". Essa existência se reduz ao seguinte fato: o que ocasiona esses estados são as respostas discriminativas das instâncias dessa propriedade.

Esse é o ponto de partida de Fodor para a sua teoria naturalista da representação. Essa teoria tenta explicar o que são as atitudes proposicionais. Logo identificamos a intencionalidade como representação de algo. Nesse contexto, temos uma relação de causalidade entre uma representação R e um objeto S. O estado mental intencional é causado por algo exterior a ele, o que permite afirmar que R representa S.

Para fins elucidativos, imagine um indivíduo percebendo um tigre (S) e formando uma representação (R) desse tigre. Vale então a seguinte proposição: R carrega informações acerca de S, se S e somente S, causar R. Entende-se essa proposição como uma lei. Pode acontecer, porém, de um outro objeto (T) causar a mesma representação (R). Considere, agora, um homem que dirige seu carro em uma estrada à noite. Este homem crê avistar, ao longe, um coelho na estrada. Seguindo a proposição acima, este homem forma uma representação do coelho em sua mente. Essa ocorrência leva o homem a desviar o veículo para evitar uma colisão. No entanto, o que havia na estrada era um mero urso de pelúcia. Nesse caso, temos

unesp

um objeto (urso de pelúcia) causando uma representação de um outro objeto (coelho), o que não poderia acontecer. Esse é o chamado problema da disjunção. Muitos autores tentaram resolver o problema da disjunção (DRETSKE, 1985; DENNET, 1987).

Para Dretske (1985), existe um período de aprendizagem de conteúdos representacionais em que o sujeito relaciona o objeto ao seu significado. Nessa fase, o sujeito aprenderia, por exemplo, que maçã significa maçã e não tomate. Terminada a fase, caso um tomate causasse uma representação de uma maçã, um erro seria formado. Essa resolução, todavia, apresenta muitos problemas e, por isso, foi refutada. O que determina o início e o fim do período de aprendizagem proposto por Dretske? O que garante que o conteúdo aprendido é um conteúdo correto se na aprendizagem se apresentassem objetos e réplicas dos objetos?

Em Dennett (1987), temos uma proposta de resolução teleológica relacionada à função dos mecanismos biológicos. O autor formula uma distinção entre situações normais e anormais. Nesse quadro, temos um estímulo presente no ambiente, causando um estado mental. Entre o estímulo e a intencionalidade temos os mecanismos cerebrais como mediadores internos. Devemos assumir que a seleção natural é responsável por determinar a função dos mecanismos cerebrais. Os mecanismos biológicos, portanto, agem de acordo com o que foram selecionados a fazer. Em situações normais, sua função é satisfeita, e em situações anormais, não. Um erro ocorreria em situações anormais, e não uma disjunção.

Fodor (1992) considera a resolução de Dennett para o problema da disjunção insatisfatória. Vamos tomar o exemplo de um sapo, cuja função é alimentar-se de moscas. O ataque a moscas corresponderia a uma situação normal, enquanto que o ataque a outros insetos corresponderia a uma situação anormal ou a um erro. Isto vale para os defensores da linha teleológica. Fodor, contudo, afirma que essa é apenas uma maneira possível de considerar o caso. Se considerarmos que a função dos mecanismos biológicos do sapo é o ataque a pontos pretos voadores, temos apenas um único caso de situação normal. Para Fodor,

unesp

em uma perspectiva darwinista, o que importa é a sobrevivência e não de que maneira entende-se a função do mecanismo. Há uma indeterminação, portanto, na função do mecanismo e, nessa situação, o fato pode ser entendido por outros ângulos.

Para resolver o problema da disjunção, Fodor apresenta a sua teoria do Conteúdo, construindo, de fato, uma teoria naturalista da intencionalidade. Como resposta ao problema, ao invés de explicá-lo por uma teoria do erro, o autor utiliza-se de uma abordagem informacional do conteúdo representacional. A diferença estabelecida não será mais entre situações, mas sim relacionando informação e significado. Para Fodor, significado é:

> "*the meaning of a symbol is one of the things that all of its tokens have in common, however they may happen to be caused.* All "cow" tokens mean cow, if they didn't, they wouldn't be "cow" tokens" (FODOR, 1992, p.90) (grifo do autor).

Tomamos o exemplo de um espantalho que causa uma representação de um homem de braços abertos. A informação é o objeto causador da representação, no caso, o espantalho, e o significado é a própria representação. Analisamos agora um homem de braços abertos, causando a mesma representação em uma pessoa. Nesse caso, temos uma outra informação, relacionada com o mesmo significado visto anteriormente. Relacionando os dois casos, temos significados iguais e informações diferentes. Uma outra informação, porém, que conduz a um mesmo significado ocorre apenas se este significado existisse previamente. Diante de um urso de pelúcia, o sujeito só pode representá-lo como coelho se ele possuir o significado de coelho. Caso não existissem coelhos no mundo, um urso de pelúcia não causaria tal representação. Há uma dependência, portanto, entre as representações causadas por não-coelhos e as representações produzidas anteriormente por coelhos verdadeiros. Essa dependência é chamada de dependência assimétrica (FODOR, 1992, p.90).

unesp

1.3 A postura intencional de Dennett

A postura intencional é uma forma de predizer o comportamento de qualquer indivíduo, organismo, artefato, pessoas, tratando-os como agentes racionais e possuidores de crenças e desejos. Quando queremos prever o comportamento de um gato que se esconde diante de uma pessoa estranha, poderíamos afirmar que o gato gosta ou não gosta da pessoa, atribuindo a ele crenças e desejos acerca dela, supondo estados intencionais. Essa postura é uma forma de se relacionar com o mundo, muito utilizada na vida cotidiana para prever alguns comportamentos. Existem, contudo, outras posturas para antever os comportamentos: a postura física e a postura de planejamento (DENNETT, 1987). Na postura física, conhecendo anteriormente a constituição física da entidade a ser observada e as leis da física que a regem, podemos prever alguns comportamentos dessa entidade. Se temos a pretensão de explicar porque a água entra em ebulição, adotaremos a postura física para explicar o fenômeno. Se pretendermos explicar qual o comportamento de um projétil lançado no ar, nos utilizaremos a lei da gravidade. Não cabe adotarmos a postura intencional nesses dois casos. A explicação física já é adequada.

A postura de planejamento também é utilizada no cotidiano, como a postura intencional. Quando utilizamos um aparelho eletrônico, seguindo uma série de observações e tentativas, chegamos à conclusão de que determinado botão liga o aparelho, o outro muda a estação, e o outro é responsável pelo volume. Na postura de planejamento, conhecemos o aparelho projetado para executar um conjunto de ações. O que precisamos é tentar descobrir, através de tentativa e erro, qual botão está associado à ação. Dentre essas três posturas, a postura intencional é a mais arriscada de se adotar, pois atribuímos suposições fictícias, tomando os objetos, artefatos ou organismos, providos de intencionalidade.

unesp

Quando estudamos sistemas complexos para prever comportamentos, nos quais não se enquadram a postura física nem a postura de planejamento, utilizamos a postura intencional. Sherlock Holmes, sem dúvida, utilizava a postura intencional em suas investigações para resolver seus enigmas. Adotar essa postura é uma forma de tentar acessar a mente de outrem, imaginando seus estados intencionais em uma determinada situação e, assim, predizer os seus atos. Dennett (1987) apresenta o exemplo de uma partida de xadrez entre um homem e uma máquina. Nessa disputa, o homem adota a postura intencional, pressupondo que a máquina quer vencer o jogo, considerando-a como um agente racional que deseja e conhece as regras do jogo. Então o homem deve restringir as possibilidades de jogadas que satisfaça o desejo da máquina de optar pelo melhor movimento. Sistemas intencionais são, portanto, todos os sistemas com o comportamento passível de ser predito quando se adota a postura intencional.

Por outro lado, Dennett avança para uma postura evolucionista quando afirma que as crenças verdadeiras de um sistema são aquelas naturais ao sistema, isto é, crenças como um estado normal do sistema realizando o que lhe é natural em relação ao ambiente. Nesse contexto, é uma postura que visa às funções do sistema. A psicologia popular, Fodor e a maioria dos realistas consideram crenças como algo intrínseco ao ser humano. Animais e máquinas possuem apenas, como definiu Searle (1983), uma intencionalidade *como se*, isto é, supor intencionalidade apenas por uma necessidade pragmática. Dennett considera essa distinção muito misteriosa, do mesmo modo que Brentano caracterizou a intencionalidade como característica intrínseca dos estados mentais. Em Dennett, crença nada mais é que um estado passível de predição pela postura intencional, descaracterizando a crença como um privilégio humano e os estados internos que constituem o sistema. São, na verdade, estados estruturais, responsáveis pela determinação das representações do mundo e do seu comportamento.

unesp

Um termostato, por exemplo, designado a regular a temperatura de uma sala, possui uma determinada configuração interna que lhe possibilita distinguir o quente do frio. Sua estrutura interna determina sua crença. Vamos supor que implementamos no termostato um aparelho perceptivo visual. Sua configuração interna se altera e, por conseqüência, suas crenças também. Nesse caso, podemos supor que o termostato poderia identificar a temperatura da sala pelas roupas que as pessoas usam quando estão na sala. Para Dennett (1987), a diferença entre homens, animais e coisas está na complexidade interna do sistema. Em suas palavras:

> *"There is no magic moment in the transition from a simple thermostat to a system that really has an internal representation of the world around it. The thermostat has a minimally demanding representation of the world, fancier robots have more demanding representations of the world."* (DENNET, 1987, p32).

Uma característica importante em Dennett (1987) é a sua postura evolucionista. Em um estudo realizado na África, em conjunto com alguns etologistas, Dennett buscou compreender as ações de certos macacos (*Cercopithecus aethiops*). Adotando a postura intencional, Dennett estabelece uma comparação entre sistemas intencionais quanto ao grau de complexidade. Um sistema intencional de primeira-ordem possui crenças e desejos, mas não possui uma crença ou um desejo sobre outras crenças e desejos. Nesse caso, teríamos um sistema de segunda-ordem. Agora, *x* deseja que *y* creia que *y* deseja que x e y corram, é um exemplo de um sistema de terceira-ordem. Quanto maior for o uso do vocabulário intencional, maior será a complexidade do sistema. Nos estudos com os macacos, os etologistas observaram que alguns macacos emitiam diferentes sons quando pressentiam a presença de predadores. Cada som gera uma reação diferente no grupo. Ao pressentir a presença de uma cobra, o macaco emite um som, que o faz olhar para baixo. O alarme da águia faz com que

unesp

olhe para cima. E o do leopardo, correr para as árvores. A pergunta é: eles estão se comunicando? Que ordem de intencionalidade é atingida? Podemos caracterizá-la em vários níveis. Podemos dizer que o macaco X quer que o macaco Y creia que existe um leopardo. Nesse caso, temos uma intencionalidade de segunda-ordem. Podemos, também, dizer que o macaco X quer causar a corrida de Y para as árvores. Nesse caso, temos intencionalidade de primeira-ordem. Como identificar a hipótese correta? Para Dennett, a hipótese se consolida com a observação do bando em diferentes situações. No caso dos macacos, através de observações podemos eliminar as possibilidades de intencionalidade de baixa ordem. Os etologistas perceberam que o macaco, isolado do bando, não emite qualquer som quando pressente um leopardo. Apenas sobe em direção às árvores. Outra observação citada por Dennett sugere um grau maior de intencionalidade. Um macaco, disputando o seu território com outros macacos, emite um alarme de leopardo, fazendo o grupo correr para as árvores, conseguindo retomar a sua posição territorial. Podemos supor que esse macaco quer que o bando acredite que há um predador. Baseado no empirismo, Dennett sustenta que a postura intencional é o primeiro passo para a compreensão de um sistema. Partimos dela, para, depois, testar as hipóteses de modo empírico.

Para alguns evolucionistas, partir de uma base não-empírica, como no caso da teoria dos sistemas intencionais, é cair em um terreno sem alicerces. Essa interação entre a etologia e os métodos interpretativos, denominada *adaptacionismo*, não traz benefícios para a Ciência Cognitiva. Dennett defende sua posição, afirmando que o *adaptacionismo* não é uma teoria no sentido forte do termo. É apenas uma metodologia que orienta as pesquisas científicas empíricas.

Podemos perceber que Dennett nunca assumiu uma intencionalidade original. Todavia, só discutindo o problema da disjunção é que Dennett percebe o problema. Em uma estratégia "evolutiva", Dennett afirmou que a intencionalidade dos seres humanos, assim

unesp

como a de qualquer outro animal ou máquina, são da mesma natureza. A intencionalidade não é original e deriva dos processos de seleção natural, isto é, deriva das intenções da natureza. E o que difere esses sistemas é o seu grau de complexidade.

1.4 A visão de um neurocientista sobre intencionalidade

A neurobiologia vem realizando muitos estudos sobre consciência e intencionalidade. Os avanços tecnológicos na área de visualização cerebral e a ajuda da inteligência artificial para a modelagem computacional da mente possibilitam uma nova abordagem do cérebro com um suporte neurofisiológico. Essa nova abordagem entende o cérebro como um sistema dinâmico auto-organizado não-linear, no qual o comportamento intencional está relacionado com os padrões caóticos da atividade neural que o produz (FREEMAN, 1991).

Para entendermos a relação entre o padrão caótico da atividade neural e o comportamento intencional, precisamos contextualizar as duas linhas de pensamento presentes na neurofisiologia sobre a percepção. A primeira assume a percepção como um processo passivo e a segunda, como um processo ativo. As duas escolas tentam, de certa forma, explicar a emergência da ordem pela desordem no cérebro, com diferentes premissas, interpretações de dados e problemas não resolvidos (FREEMAN, 2000a, p. 2).

1.4.1 Percepção como processo passivo

Consideramos a percepção como processo passivo quando o início do processo é a chegada de um estímulo aos receptores perceptivos e a origem da ordem que se estabelece dentro do cérebro está atribuída à forma do estímulo. O estímulo perturba os neurônios perceptivos, desencadeando um processo bioquímico, gerando correntes elétricas. Essas

unesp

correntes iniciam potenciais de ação nos neurônios de primeira ordem no sistema nervoso periférico, os quais por sua vez, ativam os neurônios de segunda ordem, localizados na corda espinhal. Novos potenciais de ação são gerados por eles, que chegam aos neurônios de terceira ordem, localizados no tálamo. Esses injetam a informação para o córtex pertencente à modalidade do estímulo. No córtex cerebral, a informação é agregada para formar uma representação do estímulo, que é armazenada na memória. Essa coleção de representações é o suporte para compreensão do mundo.

A classificação é feita por comparação de uma nova representação criada pelo novo estímulo com a anterior armazenada na memória. Em cada sistema sensorial, a forma de mapeamento é transformada por instruções genéticas que constroem novas conexões entre os neurônios, criam novos neurônios e os regulam. A rede neural do córtex de um adulto é mais sensível aos aspectos selecionados de um estímulo. Esses aspectos são chamados de características. A extração de características, por essa abordagem, é vista como o terceiro passo do processamento de informação e o quarto passo é o que liga (*binding*) essas características às representações dos objetos que possuem essas características.

Nessa abordagem, o ruído é visto como um grande problema no processo da percepção e reconhecimento de padrões. A causa do ruído no cérebro tem várias origens. A primeira encontrada está nos neurônios individuais, que são geradores de pulsos imperfeitos causados pela flutuação térmica existente em suas membranas nas zonas de ativação. A segunda vem da atividade sem fim em segundo plano do cérebro. Outra origem do ruído vem dos próprios objetos percebidos no mundo, tais como misturas de objetos em uma fotografia aérea ou som de vozes em uma festa de coquetel.

Em termos computacionais, o reconhecimento dos objetos é feito por um modelo de comparação de um estímulo captado, utilizando o gradiente descendente em Redes Neurais Artificiais, usando, como critério de decisão, a diferença do mínimo quadrado. O algoritmo

unesp

mais utilizado para atenuar o ruído é a média total no tempo. Um estímulo é apresentado repetidamente, no qual as respostas neurais ao estímulo são armazenadas em registros em cada apresentação. Os registros são alinhados no tempo, e uma somatória é calculada em cada ponto no tempo de cada registro e dividida pelo número de apresentações. Na neurociência, o padrão cortical espacial em resposta ao estímulo é calculado, repetindo o estímulo e mudando o eletrodo para uma nova localização na área cortical para cada apresentação ou movendo o estímulo e fixando o eletrodo.

Freeman (2000a) critica essa abordagem, argumentando que o cérebro não possui um mecanismo para calcular a média total no tempo das apresentações e que isso implicaria uma profunda distorção na modelagem do cérebro derivada desses dados, produzindo estruturas artificiais que não existem no cérebro.

1.4.2 Percepção como processo ativo

A primeira etapa da percepção como processo ativo é a emergência de um padrão de expectativa dentro do cérebro. O fundamento filosófico dessa linha de pensamento está em Aristóteles, que distingue dois tipos de ação: a transitiva e a intransitiva. A ação transitiva consiste em direcionar o corpo para o mundo. O ato de investigar, cortar e manipular objetos são exemplos da ação transitiva. Sobre essas ações, o mundo responde aos receptores sensoriais causando sensações buscadas e induzidas pela ação transitiva. A ação intransitiva provoca sensações, que são transformadas em conhecimento.

São Tomas de Aquino (1272-1952) incorporou as idéias de Aristóteles em sua doutrina da intencionalidade, na qual o *self* força o corpo para o mundo na busca por um estímulo e que se modifica para agir de acordo com o mundo. Aquino chamou esse processo de Assimilação, que significa mudar o *self* para a *forma* e não incorporar um objeto de fora

unesp

para o *self*. O exemplo desse processo seria moldar um pedaço de argila em uma forma esférica até que possamos perceber a esfera formada na argila. Essas concepções diferem totalmente da percepção passiva, que atribui o fluxo de informação de objetos do mundo para o cérebro.

A neurobiologia explica o processo de assimilação, começando pelo ato de exploração. Os componentes do prosencéfalo, que compreende o sistema límbico, são responsáveis pelo ato de exploração (FREEMAN, 2000a, 2000b). Esse sistema mantém uma dinâmica auto-organizada que produz comportamentos orientados a objetivos que podem ser descritos como intencionais. O sistema mantém o estado de alerta que caracteriza o ato de exploração. Nessas condições, o indivíduo antecipa a chegada de alguma forma de estímulo que não necessariamente precisa ser previsto.

A base neural da expectativa, segundo Freeman (1992), pode ser entendida como um conjunto de paisagens de atratores (Haken, 1983) preservados no córtex sensorial primário. O sistema límbico se encarrega de modular as paisagens dos atratores ou selecionar uma base de atração. O processo de seleção é chamado de reaferência porque qualquer início do comportamento exploratório – cheirar, orientar, movimentar os olhos, a cabeça – é acompanhado por descargas corolárias que guiam o córtex motor para aquelas classes de estímulo que estão sendo buscadas (Freeman, 1995; Kay, Freeman & Lancaster, 1996). Nos mamíferos, todas as entradas sensoriais são transmitidas para o cortex *entorhinal*, que é a origem principal de entrada para o hipocampo e, ao mesmo tempo, a saída principal do hipocampo. O hipocampo é responsável por situar a ação intencional no tempo e espaço.

1.4.3 A neuroatividade intencional

unesp

O processo elementar que requer a interação dinâmica entre cérebro, corpo e mundo, em todos os animais, é o ato de observação (FREEMAN 1999, p. 6). Esse ato requer um estado de prontidão que expressa a existência de um objetivo, um preparo da ação motora para posicionar seus órgãos sensoriais para um aspecto seletivo do mundo. Experiências passadas contribuem para o objetivo e expectativa do estímulo. Segundo Freeman (1999), o conceito de intencionalidade, proposto primeiramente por Aquino (1272-1952), serve como princípio para o entendimento da percepção e ação e, para entendê-lo, Freeman associa as propriedades da intencionalidade definidas por Aquinas – intento, unidade e totalidade – com todo o processo.

Intento – compreende a construção e direção endógena do comportamento para o mundo (o padrão de expectativa é o responsável por iniciar o processo), combinado com a mudança do *self* por aprendizado, de acordo com as conseqüências percebidas do comportamento. Sua origem está dentro do cérebro. Os humanos e os animais são responsáveis por escolher e criar seus próprios objetivos, planejar suas próprias táticas, começar, modificar e parar suas próprias ações.

Unidade – ela aparece na combinação das entradas de todas as modalidades sensoriais, formando uma *Gestalt* (Koffka, 1935) que induz a uma coordenação de todas as partes do corpo em movimentos focados, adaptativos e flexíveis para dirigir uma ação.

Totalidade – a totalidade é revelada pelas mudanças ordenadas do self e de seus comportamentos, que constituem o seu próprio desenvolvimento através de aprendizagem, sempre considerando as restrições genéticas, ambientais, sociais e culturais.

A fome é um exemplo típico de um padrão de neuroatividade intencional que expressa as requisições do cérebro e do corpo para o combustível metabólico. Esse padrão de expectativa se forma com a indução de uma transição de estado nas populações de neurônio do prosencéfalo que estão sob influência de um estímulo sensorial do intestino e do estado dos

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

receptores químicos do próprio cérebro. A transição do estado de fome é também formada por hormônios neurais localizados no núcleo do tronco cerebral. O padrão emergente informa ao tronco cerebral e a corda espinhal para ativar movimentos de busca que se adaptam no mundo ao redor. Os *feedbacks* proprioceptivos dos músculos para o córtex motor confirmam a presença da ação intencional. O estímulo desses movimentos do corpo sobre a entrada sensorial é transmitido para os sistemas olfativo, visual e auditivo. Esses sistemas formam um constructo perceptual que incorpora o estímulo multisensorial junto com as mensagens de reaferência. O constructo é transmitido para o córtex *entorhinal*, onde é combinado para formar *Gestalts* (Unidade). Quando um animal inala o odor de uma comida, ele deve apanhar, mover, inalar novamente e comparar as duas concentrações de odor para decidir qual é sua próxima ação, tudo dentro de um contexto de aprendizagem contínua (totalidade) (FREEMAN 1995, 1999).

Podemos entender o fluxo da atividade neural pela figura 1.1, representada a seguir:

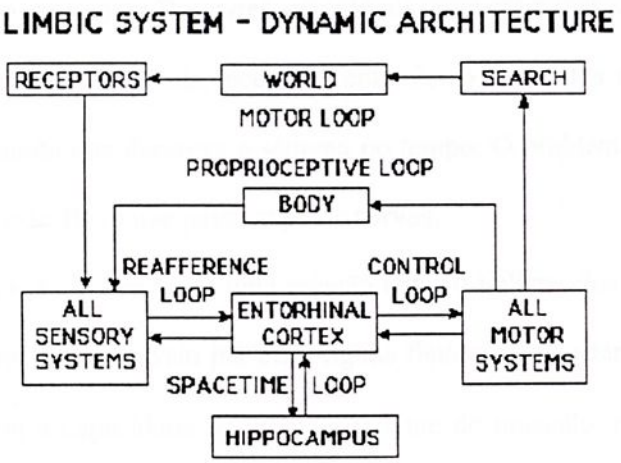


Figura 1.1. Arquitetura dinâmica do sistema límbico.

O córtex *entorhinal* é o alvo de convergência de todas as entradas sensoriais, fonte principal de entrada do hipocampo, que, por sua vez, é alvo principal para sua saída. A hipótese de Freeman (1999) é que a ação intencional é produzida pelo fluxo anti-horário de

atividade ao redor dos laços entre o corpo e o mundo. O fluxo intencional consiste na atividade microscópica dos subsistemas do cérebro e o fluxo oposto funciona como parâmetro de ordem, que, pela causalidade circular, regula a atividade dos subsistemas.

1.4.4 Erros categoriais na neurobiologia

Durante décadas, os estudos da consciência e intencionalidade, com bases neurais, cometeram erros categoriais quando as variáveis de estado do sistema-cérebro eram associadas a conceitos não muito claros. O problema começou quando Descartes (1979) fundamentou a dinâmica do comportamento, apresentando o cérebro como uma bomba propulsora de fluídos denominados "espíritos animais". Esses espíritos animais percorriam dos ventrículos do cérebro para a corda espinal até chegarem aos músculos. A glândula pineal tinha o papel de controlar esse fluxo, funcionando como uma válvula reguladora, sendo que, nos humanos, a alma se responsabilizava por controlar a glândula, enquanto que, nos animais, o processo era automático, pois, para Descartes, os animais eram máquinas sem alma.

Pela ótica de Newton & Leibniz, podemos entender o fluxo dos espíritos animais como uma variável de estado que descreve o sistema no tempo. O problema encontrado foi, justamente, como medir esse fluxo que passava pelos nervos.

Descartes postulou a existência de uma relação entre o volume dos músculos com o fluxo de espíritos animais que passavam por ele. Alguns fisiologistas testaram essa hipótese criando um aparelho com a capacidade de medir o volume do músculo, antes e após uma contração. Foi constatado um decréscimo do volume após a contração devido à expulsão de sangue contido nas veias. A conclusão desse experimento foi que os espíritos animais não possuem volume e, por isso, não podem ser medidos. Essa fundamentação é mais um exemplo

unesp

que Gilbert Ryle (1949) chama de Erro Categorial, pois não há como relacionar uma propriedade física, como o volume, com uma entidade imaterial, os espíritos animais.

Este foi apenas o primeiro de muitos erros categoriais encontrados nos estudos da neurobiologia (Freeman, 1997).

Mesmo com o fortalecimento da física, marcada pela demonstração experimental da primeira lei da termodinâmica denominada conservação de energia, os estudos de bases neurais que empregaram esse paradigma continuaram a errar de modo categorial em suas definições de variáveis de estado. Nesse contexto, os espíritos animais e o Élan Vital foram substituídos por uma energia neuronal captada do ambiente pelos receptores sensoriais, passando pelo cérebro e sendo liberado pelos músculos do corpo humano. Para Freeman (1997), este foi um dos maiores erros categoriais na história da neurobiologia.

Com os avanços contínuos nas pesquisas sobre caminhos anatômicos do cérebro, o conceito de fluxo de energia perdia o sentido gradativamente. De acordo com Lashley (1942), a generalização de padrões, entendida como equivalência do estímulo, era uma das funções primitivas do tecido neural organizado. O problema era entender que tipo de organização neuronal poderia ser capaz de responder a padrões de ativação sem caminhos especializados de condução. Para Lashley (1929), conceitos, como ação em massa, padrões de stress, energia neural, melodias do movimento e vigilância eram improdutivos e altamente metafóricos quando empregados nos problemas empíricos.

Segundo Freeman (1997), o problema está em como definir a atividade neural. Ela está baseada no fluxo de moléculas transmissoras, íons inorgânicos e correntes elétricas estimulada pela energia metabólica e controlada pelas mudanças estruturais que ocorrem na membrana das células. Os padrões espaço-temporal dinâmico da atividade neural são observados por manifestações eletroquímicas ou sinais e não podem ser observados diretamente. O conteúdo desses sinais é inferido por correlatos comportamentais e por relatos

unesp

de introspecção (Freeman 1991, 1995) utilizados para caracterizar como o cérebro cria os significados através de estimulação sensorial. Assim como na Física "força" é definida como uma relação entre massa, tempo e distância, a atividade neural deve ser definida por relações entre seus sinais eletroquímicos e seus comportamentos públicos.

Freeman (1997) identifica, ainda, mais dois *insights* que faltam na abordagem *input-output* da dinâmica do cérebro. O primeiro insight é que não há como compararmos as variáveis de estado de qualquer máquina com as variáveis de estado do cérebro, pois o tecido formado pelos neurônios em cérebros animais é único na natureza. Filogeneticamente, o autor emergiu da evolução independente em cérebros de moluscos, crustáceos, vertebrados, com base em um processo adaptativo com comportamento orientado e objetivo. O segundo insight sustenta que a atividade neural não pode ser definida por nenhuma quantidade física ou conceitual. Como Karl Lashley (1942) afirmou, os termos "força do nervo", "energia neural", "informação" e "representação" não são descritores mensuráveis dos eventos cerebrais, são apenas metáforas.

O segundo insight é que os padrões da atividade neural são endógenos, isto é, se originam de dentro do organismo. Desta forma, eles não podem ser definidos apenas pelo fluxo de energia ou informação que passa pelo organismo. A Teoria do Caos oferece um conjunto de técnicas para descrever as condições requeridas para a emergência de padrões auto-organizados, o que pode propiciar uma melhor compreensão da atividade neural (Freeman 1992).

1.5 Análise reflexiva das teorias

Estamos diante de três teorias que diferem muito sobre a intencionalidade. Faremos, agora, algumas reflexões sobre as teorias apresentadas acima aplicadas à modelagem

unesp

computacional da intencionalidade. A Teoria do Conteúdo de Fodor (1992) se destaca principalmente pelas relações intrínsecas entre representação, intencionalidade e significado. Vale observar que, mesmo considerando Fodor como um internalista, a existência dos estados intencionais depende de uma relação efetiva entre o estado mental e o mundo, o que caracteriza uma posição externalista. No mundo estão situadas as informações que determinam o significado, ou o conteúdo de um estado mental.

Entretanto, para o estudo da intencionalidade nas máquinas, a Teoria do Conteúdo de Fodor não serve como fundamento filosófico-teórico por duas razões: o uso das representações e sua visão atomista da mente. Se utilizarmos representações, temos que necessariamente utilizar a computação simbólica muito utilizada na Inteligência Artificial Clássica, que não conseguiu resolver muitos problemas relativos à cognição humana. Quanto à visão atomista da mente, os estudos da neurofisiologia relatam cada vez mais o contrário: o cérebro como um sistema auto-organizado, em que seus padrões emergentes funcionais e estruturais são os responsáveis pelo comportamento inteligente.

Mas, retomando uma frase de Fodor (1975, p. 31): "Sem representações, sem computações. Sem computações, sem modelos". Nessa frase, Fodor vincula o conceito de representação como condição necessária para a computação. É claro que o conceito de algoritmo deve estar por trás dessa afirmação. Existem diversas definições de algoritmo, mas todas abrangem a concepção de representar a solução de um problema. Nesse caso, a frase ficaria: "Sem representação, sem algoritmo. Sem algoritmo, sem computação". Mas, como veremos no próximo capítulo, o autômato celular de Atlan (1998) possui uma função de reconhecer *strings* que surge de uma computação que não foi determinada por um programador. Não fornecemos ao autômato um programa para reconhecer as *strings* binárias. No sentido de Varela, Thompson & Rosch (1991) especificamos, por um lado, uma forma de fechamento estrutural do sistema e, por outro, o modo no qual o sistema irá acoplar-se em um

unesp

determinado meio e seu critério de relevância. Com o tempo, esse acoplamento seleciona ou atua a partir de um domínio de distinções (seqüências de bits) que têm certa relevância para o sistema. Essa, talvez seja a prova de que possa existir computação sem representações ou, pelo menos, contraria a afirmação de Fodor.

Seguindo a postura intencional de Dennett (1987), podemos assumir que qualquer máquina dotada de algum objetivo é intencional, pois, o que vale para a postura intencional são os olhos do observador, que atribui a intencionalidade ao sistema. Nesse caso, Dennett não acredita em uma intencionalidade original, que seja intrínseca ao sistema. Adotando sua abordagem evolucionista, percebemos que a intencionalidade é derivada do processo de seleção natural, que tem como papel principal determinar as funções e objetivos dos animais e dos seres humanos. Nas suas próprias palavras:

> *"O cérebro é um artefato e obtém sua intencionalidade, seja qual for a intencionalidade que suas partes possuam, a partir do papel que desempenha [tarefa a ser realizada] na economia em funcionamento do sistema maior que faz parte – ou em outras palavras, das intenções de seu criador, ou a mãe natureza (também conhecida por processo de evolução por seleção natural)"* (DENNET, 1987, p. 53).

Afirmar que a intencionalidade é derivada da mãe natureza, como ele próprio conclui, é jogar o problema para uma entidade intocável, sem direito a explicações, quase que uma forma de religião, ou uma forma muito inteligente de eliminar a intencionalidade. Nesse caso, podemos afirmar que o computador tem intencionalidade, pois tem um objetivo determinado para resolver um problema. O problema, nessa afirmação, está na concepção desse objetivo. Nas máquinas, o objetivo, função, ou direcionalidade para algo é concebido pelo programador, que insere uma certa quantidade de instruções. A máquina apenas executa o que é passado a ela seqüencialmente, sem que perceba o significado das instruções.

unesp

Searle (1980) critica esse ponto em seu famoso argumento do "quarto-chinês". O que temos é uma intencionalidade derivada do programador. Para que a máquina tenha suas próprias relações semânticas entre as informações e suas propriedades físicas, precisamos de uma intencionalidade original, isto é, uma auto-criação do significado dessas relações, como pelo menos tenta Atlan (1987) em sua modelagem, utilizando um autômato celular, e que veremos no próximo capítulo.

Não é conveniente, portanto, adotar tal postura para os estudos da intencionalidade nas máquinas, pois não há uma distinção entre intencionalidade original e derivada. Uma simples máquina dotada de um objetivo pré-programado se encaixa nos moldes da postura intencional de Dennett.

A última abordagem de Freeman parece ser a mais significante para a elaboração de um modelo que apresente comportamento intencional. O comportamento intencional é explicado por padrões de ativação, nos quais sua dinâmica pode ser explicada por atratores caóticos e suas bases de atração. Os animais e humanos recebem e percebem o estímulo como resultado final de uma busca orientada a um objetivo: conhecer o ambiente. O aprendizado surge como conseqüência de suas próprias ações. Esse é o ponto de partida para compreendermos a intencionalidade como um fenômeno natural. A dinâmica não linear é a ferramenta técnica necessária para modelar a intencionalidade. O conceito de um cérebro auto-organizado em conjunto com suas bases de atração, atratores, suas trajetórias e sua cooperatividade global possibilita um modelo mais robusto da mente. E a hipótese do cérebro como um sistema caótico que se auto-organiza possibilita uma notável aproximação com as redes booleanas aleatórias. Essas redes são generalizações de autômatos celulares e possuem propriedades caóticas com capacidade de auto-organização, como veremos no penúltimo capítulo desta dissertação.

unesp

Vimos que o conceito de percepção ativa é muito relevante para a compreensão da intencionalidade. Para Freeman (1999), não podemos explicar a intencionalidade usando causalidade linear, e o comportamento intencional emerge da causalidade circular da percepção e ação. O organismo não reage a um estímulo, mas atua com ele e o incorpora. O próximo capítulo se encarrega de explicar o ciclo da percepção e ação aos moldes da teoria de Gibson (1966/1979). Esta teoria, por sua vez, tenta explicar melhor a relação entre organismo e ambiente, que é de extrema relevância para entender como as informações contidas no ambiente são captadas por indivíduos dotados de comportamento intencional.

Seguindo seus próprios estudos da intencionalidade na neurobiologia, Freeman (2001) desenvolveu um modelo, chamado KIII, aplicando a teoria do caos, com o objetivo de entender e simular a construção de padrões de atividade endógena que implementa o processo perceptivo da observação, utilizando um conjunto de equações diferenciais ordinárias, no qual suas soluções descrevem a dinâmica do processo. Talvez o maior problema nesse modelo é o custo computacional envolvente para resolver as equações. Mas, sem dúvida é um grande passo para modelar o comportamento intencional em robôs no ambiente. A nossa proposta de modelagem seguirá os primeiros passos de Freeman, mas ao invés de utilizarmos equações diferenciais, usaremos as redes booleanas aleatórias, que podem ser facilmente implementadas em hardware. Nossa abordagem terá como influência principal os estudos de Freeman (1991) sobre o sistema olfativo dos coelhos, que será revisitado na segunda parte do próximo capítulo.

unesp

CAPÍTULO 2

O MODELO INTENCIONAL DE ATLAN

2.1 Apresentação

Agora que estamos situados com o problema da representação apresentado no primeiro capítulo, vamos expor o primeiro estudo de caso: a rede booleana de Atlan (1998). O objetivo principal de Atlan (1998) é propor um modelo mecanicista de comportamento intencional, no qual a intencionalidade não é assumida do começo e sim vista como uma propriedade emergente de restrições causais locais dos elementos que constituem a rede. Para Atlan (1998), uma teoria bem sucedida de auto-organização será capaz de explicar a emergência de comportamentos intencionais com significado em redes constituídas por elementos físicos não intencionais, definidos apenas por regras locais. A rede booleana consiste em um conjunto simples de autômatos finitos conectados entre eles, capaz de classificar e reconhecer *strings*[1] binárias sobre uma base não programada auto-gerada pelo sistema (ATLAN, 1987). O que falta para que essa rede possua comportamento intencional é a capacidade de auto-observação e interpretação (ATLAN, 1998).

Antes de apresentarmos o modelo, precisamos conhecer qual é o significado de intencionalidade para Atlan. Para Atlan (1998, p. 2), é muito comum perceber dois sentidos para intencionalidade. O primeiro é o sentido técnico, encontrado na filosofia e na psicologia, visto como a origem dos significados. O segundo é expresso no senso comum como busca por um objetivo. Entretanto, essa busca por um objetivo é apenas um caso de intencionalidade entre muitos outros, nos quais incluem crenças, desejos, e todos os estados mentais caracterizados por uma atividade direcionada ou *aboutness* (SEARLE, 1983). O sentido técnico e comum do termo se relaciona em duas direções. Podemos dizer, por um lado, que a busca por um objetivo é um comportamento intencional com significado. Mas podemos

[1] *Strings* – Conjunto de caracteres. Estrutura de dados utilizada em qualquer linguagem de programação.

unesp

afirmar, também, que o significado de alguma coisa é definido pela especificação de um objetivo (ATLAN, 1998).

Ao olharmos para as máquinas, como os computadores, identificamos um significado de seus componentes apenas quando elas realizam alguma tarefa, ou operação global para a qual a máquina foi projetada. Neste sentido, é o objetivo que determina o significado dos seus componentes, ou das instruções de um programa de computador. Para esse caso, o objetivo – portanto, a origem do significado – é definida e imposta de fora do sistema, pelo programador. Durante todo seu trabalho, Atlan (1998) se concentra em explicar o processo intencional no sentido técnico e re*string*e sua explicação de uma maneira redutiva e operacional. Em suas palavras:

> *"trying to answer the general question of intentionality in natural machines, we will have to proceed step by step starting from a notion of meaning limited to the pragmatic sense of a biological function, appearing goal-directed and such that functionality and meaning are interpreted relatively to the goal. Within this framework, we shall presents instances of computer simulations aimed at answering the more operational and limited question: How can a goal emerge as a source of meaning in a multilevel self-organizing process, as a global property of a network of interacting automata?"* (ATLAN 1998, p. 3).

Considerando que o sentido técnico de intencionalidade está associado com o significado, precisamos entender a noção de significado para Atlan. A criação do significado em sistemas naturais é um dos problemas mais difíceis encontrados na biologia e na lingüística. Na biologia, a informação tem seu significado interpretado nas próprias funções fisiológicas de um sistema vivo (ATLAN 1987). Por exemplo, o significado da informação genética é sua característica fenotípica produzida por interações entre os genes que têm relação com essa característica. Na biologia molecular, os sistemas vivos são vistos como máquinas naturais que processam informação.

unesp

Em um organismo vivo, o significado da informação deve estar relacionado com a sua função biológica. Analogamente, o mesmo deve acontecer em máquinas nas quais o significado da instrução de um programa deve estar relacionado a sua função, ou objetivo a ser alcançado. Entretanto, a origem da função em organismos vivos difere da origem da função de uma máquina feita pelo homem. Em máquinas, a origem de sua função é derivada do programador, pois é ele quem estabelece a tarefa que a máquina deve realizar, ou seja, sua função. Já em sistemas vivos, não podemos admitir que sua finalidade possa ser a construção de alguma consciência externa ou uma força cósmica, a não ser que admitamos a existência de um deus criador responsável por todas as manifestações dos sistemas vivos. Retornaremos a discussão de intencionalidade original e derivada no próximo capítulo.

A primeira tentativa de criar novos significados se encontra nos trabalhos de Atlan (1987) realizados em sistemas auto-organizados utilizando o princípio de complexidade pelo ruído. No escopo dessa teoria, auto-organização é um processo dinâmico em que um ruído, em um canal de comunicação pode causar uma disfunção ou desorganização no sistema ou, ainda, causar uma mudança organizacional para um estado mais complexo com menos redundância. Utilizando a teoria da informação proposta por Shannon (1949), podemos medir o grau de complexidade do sistema. Quanto menor for a redundância, maior a complexidade do sistema e quanto maior for a quantidade de ruído no sistema, menor será a quantidade de informação transmitida.

A proposta de Atlan é mostrar como a criação de significados pode ocorrer e utilizar as equações advindas da teoria da informação de Shannon (1949) para comprovar o aumento de complexidade nos sistemas estudados. Os trabalhos de Wuensche (1997) já demonstram alguns resultados nesse enfoque. Para a existência de uma intencionalidade original, a máquina precisa, por si própria, produzir seus objetivos ou, mais especificamente, sua funcionalidade. Para Atlan (1987), o objetivo como fonte de significado emerge da relação de

unesp

um processo auto-organizado, como propriedade global de uma rede de autômatos que interagem.

2.2 A rede de Autômatos de Atlan

Devemos entender a rede proposta por Atlan (1987) como um autômato celular (AC) de duas dimensões com 256 elementos (n=256) com k=2 conexões de entrada. Von Neuman & Stan Ulam (1948) construíram o primeiro modelo de arquitetura celular, um AC, inspirado em processos de reprodução dos sistemas vivos. Um AC pode ser utilizado como modelo matemático para sistemas com um número finito de estados, que admitem um certo intervalo de tempo discreto para tratamento de entradas e saídas. O sistema transforma a seqüência de entradas em uma seqüência de saídas.

A transformação é representada por um estado, e esse estado pode ser determinado ou provável. Cada célula do AC é um autômato finito e pode ser definido por uma quíntupla A= (Y, Q, U, F, G), em que Y é um conjunto finito de entradas e, Q é um conjunto finito de estados finais, U é um conjunto finito de saídas e F é a próxima função do estado e G é a função de saída. Podemos observar que, em um AC, cada célula processa sua informação de maneira independente, caracterizando, assim, um processamento paralelo entre as unidades.

A figura 2.1 ilustra a rede em uma matriz 16x16 com suas conexões de entrada e saída:

unesp

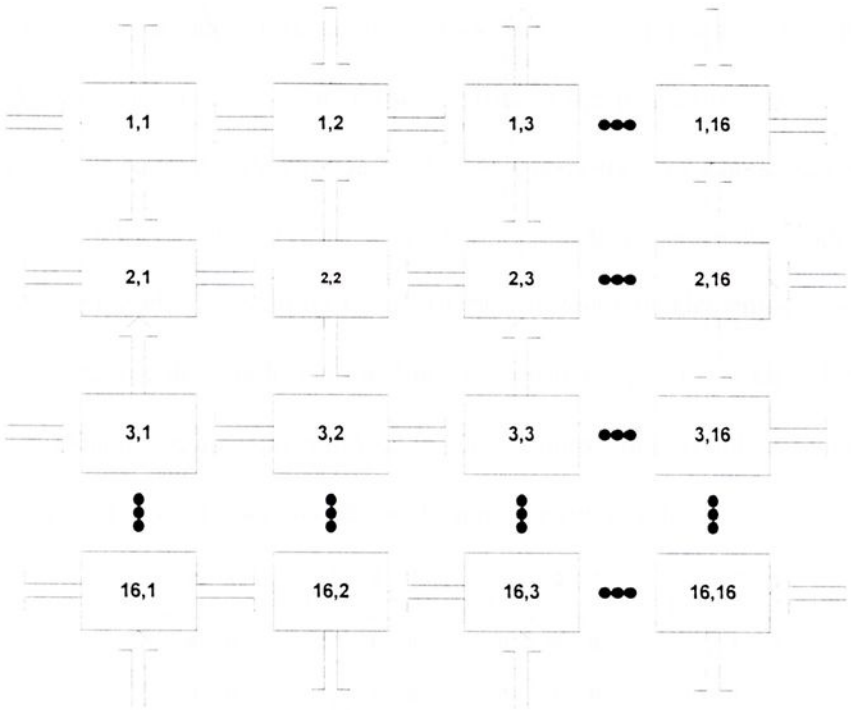


Figura 2.1: a rede em uma matriz 16x16 com suas conexões de entrada e saída.

Atlan (1987) observa que o autômato celular, após um certo número de iterações adquire a funcionalidade de reconhecer *strings* binárias, em que o padrão a ser reconhecido é definido pela própria estrutura da rede influenciada aleatoriamente. Chamamos de iteração cada passo do sistema, ou seja, a atualização de todos os elementos interconectados da rede. Cada autômato é dependente de outros dois autômatos, que estabelecem o elo de comunicação. Existem, portanto, duas conexões de entrada para cada elemento da rede. Cada autômato executa uma função lógica booleana em resposta as suas duas entradas de comunicação. Conseqüentemente, a resposta ou saída desse autômato será enviada para outro autômato vizinho, que computará sua função expressa no próximo passo.

Existem 16 tipos de funções booleanas que computam valores lógicos (Tabela 2.1). No estado inicial da rede, cada elemento recebe aleatoriamente uma dessas funções para computar suas entradas. Entre essas 16 funções, duas delas não foram escolhidas por possuírem uma resposta constante a qualquer combinação de entradas. Essas duas funções

(contradição e tautologia) determinariam um comportamento muito estável da rede se fossem escolhidas. As conexões de cada elemento são restritas aos seus quatro vizinhos de tal modo que ele recebe duas conexões de entrada e envia sua resposta para duas conexões de saída para seus outros dois vizinhos (Figura 2.1). A computação acontece de modo paralelo e síncrono, isto é, em cada intervalo de tempo (iteração), todos os elementos recebem juntos seus próximos estados, de acordo com a função booleana associada a eles. Esse próximo estado de cada elemento é enviado como saída para os outros dois vizinhos, que computarão esses valores de acordo com suas funções booleanas, e assim por diante.

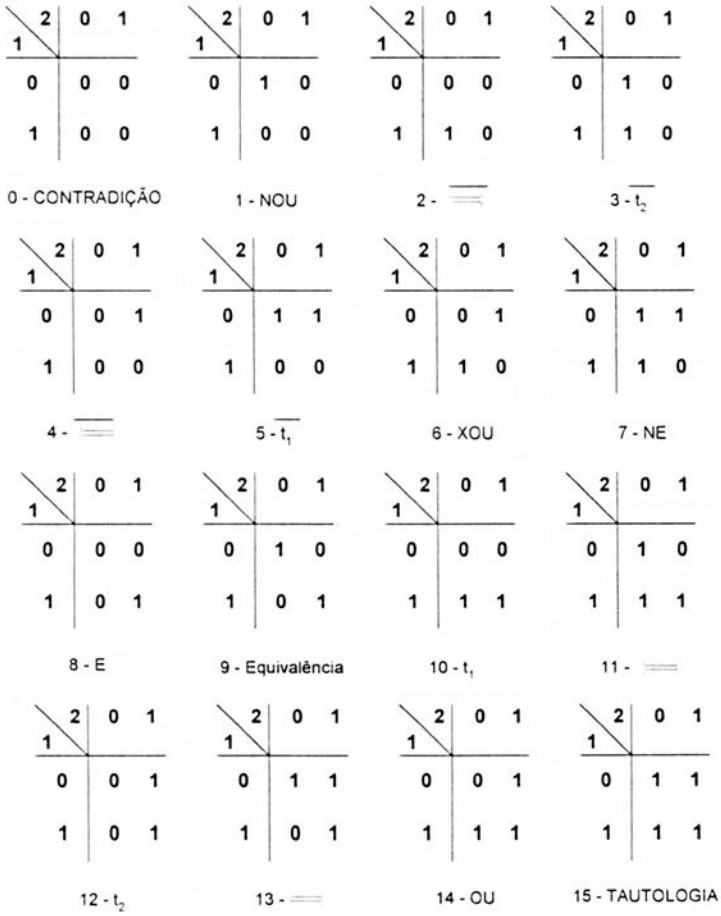


Tabela 2.1. 16 Funções de Ativação para serem escolhidas aleatoriamente em uma RBN de k=2.

2.2.1 Emergência da estrutura

Analisando globalmente a rede após um certo número de iterações, alguns elementos param de oscilar, ou seja, enviam sempre um mesmo sinal (0 ou 1) para os outros elementos, formando uma macro-estrutura de elementos "cristalizados". Nesse momento, encontramos a primeira propriedade emergente desse sistema enquanto a sua forma (macro-estrutura), e temos uma rede dividida em duas sub-redes: a primeira composta por autômatos estáveis e a segunda composta por autômatos que ficam oscilando (Figura 2.2).

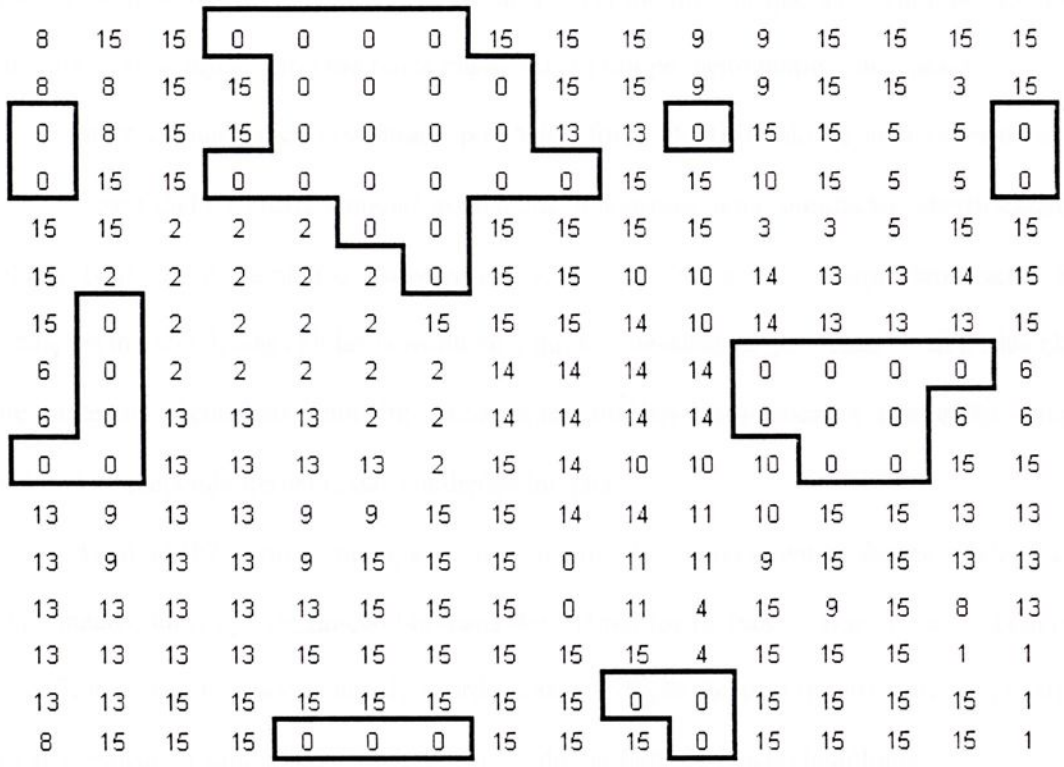


Figura 2.2. Visualização de núcleos estáveis. Os números de 0 a 15 representam a variação de cada elemento da rede. 0 é o valor para os elementos mais estáveis e 15 para os mais oscilantes.

Para Atlan (1987), essas sub-redes definem quais *strings* binárias podem ser reconhecidas pelo sistema. Notamos que as condições iniciais do sistema influenciam

unesp

diretamente na formação dessas estruturas que, por conseqüência, definem quais *strings* binárias serão reconhecidas.

A teoria dos Sistemas Dinâmicos utiliza o conceito de atrator cíclico para explicar a formação dessas macro-estruturas estáveis (Capitulo 5). Após aproximadamente 100 iterações, a rede atinge um atrator cíclico correspondente a uma macro-estrutura que é produzida, a princípio, pelas condições iniciais do sistema.

Para uma certa configuração inicial ou, em outras palavras, dada uma certa distribuição de funções booleanas e valores iniciais para os estados de cada célula, apesar do número de atratores ser muito grande, Atlan (1987) identificou que as estruturas são muito parecidas e se agrupam em uma única classe ou em um pequeno número de classes.

Outra característica encontrada por Atlan foi a identificação de núcleos estáveis na rede. Se para cada condição inicial do sistema iniciarmos uma simulação, identificaremos células com comportamentos estáveis em todas as simulações, independentemente das condições iniciais. Essas células constituem o núcleo identificado por Atlan (1987). Fica claro que podemos identificar, também nessa rede, núcleos de elementos que estão sempre oscilando, independentemente das condições iniciais.

Atlan (1987) argumenta que o mecanismo de aparecimentos desses núcleos está relacionado com o tipo de função booleana dos elementos da rede. Nesse contexto, podemos classificar as funções booleanas de acordo com a redução de suas quatro entradas possíveis em sua respectiva saída. Vejamos a tabela 2.2 de verdade da função tautologia:

0 0	1
0 1	1
1 0	1
1 1	1

Tabela 2.2. função tautologia.

unesp

Para todas as entradas, temos a mesma resposta ou em outras palavras, essa função reduz quatro entradas para apenas uma saída, e podemos rotulá-la como função do tipo 4-1. Segundo Atlan (1987), algumas funções do tipo 2-1 são responsáveis pela formação dos núcleos, porém não podemos estabelecer uma regra que descreva sempre esse processo, o que significa afirmar que não podemos prever, antes da simulação, os próximos estados em redes com um grande número de elementos e com um grande número de conexões.

2.2.2 Emergência da Funcionalidade

Em todas as simulações, notamos que a rede comporta-se como um sistema fechado que não troca informações com o meio externo. Atlan (1987) sugere que novos significados podem aparecer com a presença do ruído. O que acontece, então, se inserirmos uma *string* de bits em uma das entradas de um autômato dessa rede, quando ela já atingiu um ciclo-limite ou atrator? Quais são os efeitos dessa perturbação?

Atlan (1987) afirma que a rede, após a interferência, muda para um outro atrator, não muito diferente do anterior ou volta para o mesmo limite-ciclo. Isto é o que chamamos de estabilidade estocada, um conceito muito bem estudado em modelagem dinâmica de ecossistemas. A existência dessa estabilidade acontece quando introduzimos o ruído ou seqüência em um dos elementos da rede. A proposta de Atlan é introduzir um ruído permanente no sistema e observar seu comportamento. Desse modo, a *string* é aplicada constantemente, não permitindo que a rede retorne para o seu atrator não perturbado.

Nesse período de perturbação, alguns elementos que estavam estáveis passam a oscilar, enquanto que os elementos que oscilavam tornam-se estáveis. É nesse período que Atlan entende esse sistema como um dispositivo de reconhecimento de padrões (emergência

unesp

da funcionalidade), dado que a *string* perturbadora é a *string* a ser reconhecida pelos elementos que se estabilizam nesse período.

Sua primeira tentativa foi introduzir uma seqüência de quatro bits em um elemento pertencente a um núcleo estável de uma rede que já alcançou o seu atrator. Todas as 16 seqüências possíveis de quatro bits foram testadas e observadas. Os estados estáveis ou oscilantes dos neurônios foram comparados com estados em um ciclo limite não perturbado. A figura 2.3 mostra o resultado dessa experiência, em que os elementos com o número 0 são os que continuaram tendo o mesmo comportamento em ambas as fases de perturbação e não perturbação. Os elementos com o número 2 são aqueles que estavam estáveis na fase não perturbada e tornaram-se oscilantes após a perturbação. E os elementos com o número 1 são os elementos que estavam anteriormente oscilantes e tornaram-se estáveis. Atlan (1987) afirma que a seqüência de bits é reconhecida justamente quando um elemento torna-se estável após a perturbação. Nesse momento, um canal de comunicação é estabelecido entre a célula que recebe a *string* e a célula que se estabilizou. Nesse período temos a emergência de uma propriedade funcional, que é o reconhecimento dessas *strings*. Em outras palavras, a *string* é reconhecida pelo autômato celular se, quando aplicada a um elemento da rede em seu ciclo limite, produz a estabilização de um outro elemento distante, no qual se encontrava oscilante no ciclo-limite não perturbado. Esses dois elementos constituem o canal de reconhecimento e pertence à estrutura que determina a classe de *strings* que serão reconhecidas. É importante ressaltarmos que a definição dessas classes de *strings*, ou seja, o critério de reconhecimento, é conseqüência da estrutura espaço temporal das sub-redes no ciclo limite. Então, se o processo de formação dessas estruturas é visto como um processo de auto-organização estrutural, o processo de reconhecimento pode ser visto como um processo de auto-organização funcional, no qual uma dada função emerge da dinâmica da rede de acordo com um critério gerado pelo processo de auto-organização estrutural da própria rede.

unesp

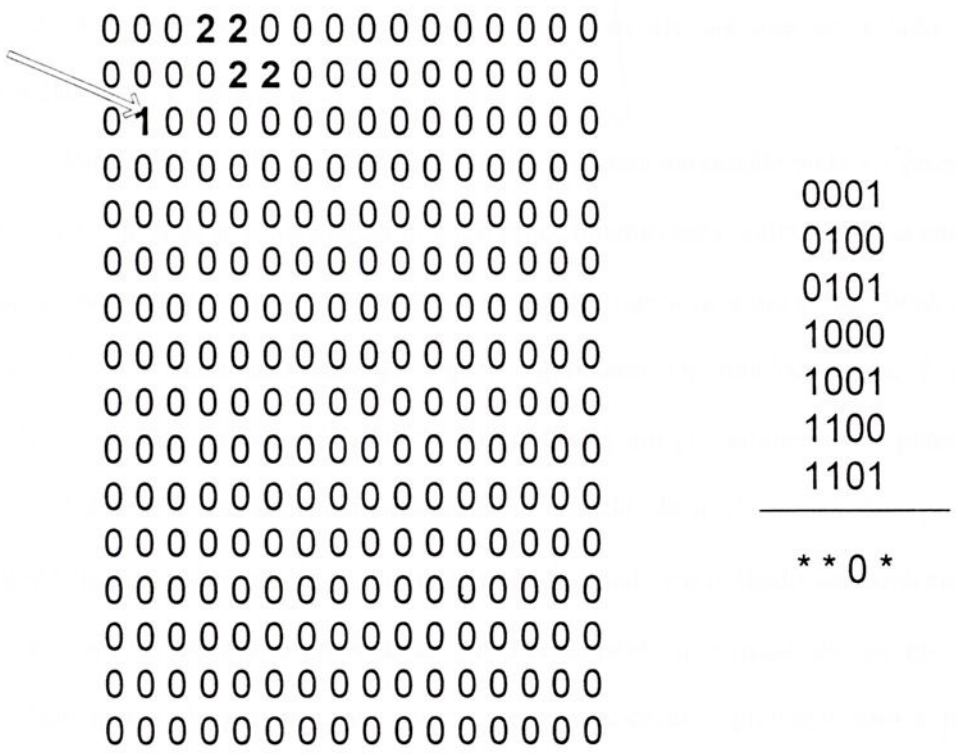


Fig 10:
Mudanças no ultimo ciclo introduzido por uma sequência de strings de 4 bits sobre o elemento de entrada (1,4).
0 - Nenhuma mudança;
1 - De oscilante para estável;
2- De estável para oscilante;
Entre as 16 possíveis combinações de strings de quatro bits, as 7 seqüências indicada pela figura produziram a estabilização do elemento com a seta indicada (3,2). Este elemento trabalha como a saída de um canal de reconhecimento.

2.3 Auto-observação e a função de satisfação

A maior crítica que poderíamos fazer para o modelo é que a funcionalidade emergente de reconhecimento das *strings* não pode ser observada pela rede, ou seja, a rede não "sabe" ou não "entende" que esteja fazendo um reconhecimento de padrões ou dando uma certa significação para uma classe de *strings*. Nós, observadores, é que interpretamos a funcionalidade. Para resolver essa questão, Atlan (1998) afirma que a rede deve ter, como condição necessária, a capacidade de se auto-observar, e propõe um módulo de auto-

observação para a rede. Esse módulo pode ser descrito como um dispositivo de memória que armazena as seqüências de estados que a rede percorre até que um estado atrator seja alcançado.

Para Atlan (1998), uma postura simples de intencionalidade pode ser produzida como uma emergência de um planejamento e um procedimento para realizá-la. Essa emergência de planejamento ocorre quando a seqüência de estados que leva a um estado final, que para os olhos de um observador carrega algum significado ou funcionalidade, é armazenada juntamente com o estado final. Dessa forma, temos um procedimento em potencial pronto para ser ativado. Esse procedimento pode ser ativado, de modo associativo, por uma outra seqüência de estados que leva ao mesmo estado final, armazenado na memória. Notamos, nesse processo, um efeito provocando um procedimento que causa, ele mesmo, um tipo de inversão temporal aparente, que parece ser a característica principal para a produção de planejamentos (ATLAN 1998). A seqüência temporal que dos estados está memorizada e a sua ordem, passado-futuro, é transformada em um símbolo, em que o tempo desaparece, desde que a seqüência é armazenada na memória ao mesmo tempo. Em outras palavras, o que foi o final de uma seqüência causal de movimentos e o seu efeito pela primeira vez, por uma ação que precede sua representação e a transformação em procedimento, é convertida em causa para sua própria representação, e uma vez que a seqüência temporal de estados é memorizada, sua ordem passado-futuro é transformada para uma ordem simbólica, na qual o tempo desaparece, visto que na seqüência inteira de estados é apresentada a memória de uma única vez.

Para construirmos modelos com significado verdadeiro, não basta apenas a auto-observação. Precisamos que a rede interprete qual estado final é relevante para produzir uma seqüência de estados. Essa interpretação pode ser entendida como uma função de satisfação que avise ao sistema qual estado é relevante. E novamente essa função deve ser produzida

unesp

pelo próprio sistema. Essa função de satisfação, segundo Atlan (1998), é determinada pela distribuição de freqüência das seqüências de entrada (estímulos) apresentadas à rede e reconhecida por ela. A origem dessa função, portanto, dependeria da estrutura do ambiente e da história de seus encontros com o sistema (informação do ambiente, e freqüência dessas informações) e, por outro lado, da própria estrutura do sistema, que determina quais as características podem ou não podem ser reconhecidas.

2.4 Reflexões sobre o modelo

A proposta de Atlan era apresentar um sistema com comportamento intencional emergente. Afinal, podemos admitir que há algum tipo de intencionalidade nesse modelo? Para respondermos essa questão, levantaremos algumas considerações sobre o módulo de auto-observação e da sua função de satisfação. O primeiro problema encontrado no módulo de auto-observação é a utilização das representações instanciadas em um simples dispositivo de memória que guarda a seqüência de estados e seu efeito final. Se a pretensão de seu trabalho é propor uma teoria física da intencionalidade, por que então utilizar um conceito abstrato e muito criticado pela ciência cognitiva atual? A quantidade de memória que o sistema necessitaria para criar as representações seria enorme, o que invalida uma implementação computacional. O outro problema é reduzir a capacidade de auto-observação a um simples dispositivo de memória. A auto-observação é, talvez, uma forma muito complexa de cognição e não pode ser reduzida a um dispositivo de memória.

Agora, analisando a função de satisfação, podemos entender que a "intenção" do sistema está vinculada à distribuição de freqüência das seqüências de entrada (estímulos) apresentadas à rede e reconhecida por ela. Seria algum tipo de condicionamento operante? Quanto mais estimulamos a rede com um padrão, mais ela produz a funcionalidade associada

unesp

ao estímulo. Nesse caso, não há espaço para intencionalidade, apenas uma resposta ao estímulo.

Essa simulação mostra que o reconhecimento de *strings* pode emergir como uma funcionalidade não programada anteriormente que oferece um significado para classes de seqüências de bits (*string*) reconhecidas pela rede. A primeira conclusão é que podemos pensar em um tipo de computação que determina apenas regras e condições iniciais de um sistema que evolui para um certo estado, capaz de produzir alguma função quando perturbado. A novidade é que essa função não foi determinada anteriormente pelo programador. O próprio sistema gera a função. Para a área de reconhecimento de padrões, existe um ponto negativo na simulação. Para que serve uma rede com função emergente de reconhecimento, se não sabemos quais padrões ela pode reconhecer, já que a própria rede escolhe a classe de padrões? Esse problema pode ser resolvido se adotarmos um outro tipo de perturbação no sistema, que veremos no último capítulo. Entretanto, para a Ciência Cognitiva e para a Biologia, essa simulação é de extrema importância, pois tenta explicar, pelo menos em parte, como os sistemas vivos classificam os estímulos do ambiente sem utilizar representações. Pode parecer-nos estranho associar um estímulo externo a um conjunto de *strings* binárias como pretendemos demonstrar. No último capítulo apresentaremos essa associação, quando explicarmos o processo de transdução.

Afirmar se existe ou não existe intencionalidade em qualquer sistema não é uma tarefa muito fácil, e envolve algumas considerações. Se pensarmos no sentido técnico da palavra, como Atlan sugere, podemos dizer que esse sistema tem comportamento intencional, no sentido comum, porém, é pouco provável que exista intencionalidade. Para tentarmos explicar a intencionalidade por leis físicas, por que devemos considerar a intencionalidade no sentido comum? Outra consideração, apontada por Atlan (1998), é o debate entre Inteligência Artificial Forte e Inteligência Artificial Clássica. O computador entende o que ele faz, ou

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

produz apenas uma mera simulação do entendimento? Para os adeptos da I.A. Forte, o entendimento deve ser algum tipo de computação, e se isso for verdade, então o computador exibe o entendimento. O problema está realmente em compreender o que é entender, e isso vale também para intencionalidade.

unesp

CAPÍTULO 3

A TEORIA DA PERCEPÇÃO DIRETA DE GIBSON E A FISIOLOGIA DA PERCEPÇÃO

3.1 Apresentação

Este capítulo apresenta a teoria da percepção direta de Gibson (1966, 1979) e fornece suporte teórico para implementação de um modelo para a percepção inspirado, também, nas idéias de Freeman (1991). Gibson propõe uma nova concepção da percepção que se opõe à visão tradicional, buscando explicar o ciclo da percepção e ação sem a utilização das representações. Freeman, por sua vez, apresenta seus estudos sobre o sistema olfativo dos coelhos e interpreta seus resultados utilizando a Teoria do Caos e a Teoria dos Sistemas Dinâmicos.

3.2 A abordagem ecológica

A abordagem ecológica é uma alternativa radical para a percepção e ação. A visão filosófica estabelecida afirma que a mente, localizada em algum lugar do sistema nervoso central, é composta de uma substância especial - não governada pelas leis físicas da matéria. Essa visão de Edelman (1992) aponta algumas críticas, as quais apresentamos:

- o dinamismo do cérebro não se equivale ao computador;
- não consideram a mente pertencente a um mecanismo biológico físico.

De fato, a Máquina de Turing é descrita como um objeto matemático ideal e que não pode ser aplicada como estudo do cérebro sem referências às leis da física e aos limites biológicos que influenciam seu comportamento.

Na perspectiva de Edelman (1992), para entender a percepção é preciso entender o conceito de mente através de um mecanismo biológico físico, ou seja, como o cérebro e outros centros do sistema nervoso central funcionam atualmente na percepção e ação. O primeiro passo seria permitir que a mente fosse corporificada.

unesp

Edelman compreende a cognição como dependente dos processos neuronais com a sua Teoria de Seleções de Grupos Neuronais (TNGS). Ele produziu um artigo envolvendo teorias da filosofia, biologia, física e neurociência, rejeitando a noção de mente como computacional. O conceito fundamental da teoria baseia-se em pensamentos, sensações, emoções e ações que seriam consideradas estruturas codificadas armazenadas como padrões neurais levemente agrupados dentro das conexões que emergem.

O cérebro é um organismo dinâmico que contém vários neurônios interconectados que são selecionados em um grupo variante ligado a limites genéticos e à imposição do ambiente.

Pensamentos, emoções, ideais, crenças, imagens e ação são tráfegos neurais entre o bilhões de neurônios existentes no Sistema Nervoso Central. Algumas células neuronais são responsáveis por enviar neurotransmissores que fortificam a probabilidade de conexão entre os grupos de neurônios no tempo da ocorrência de seu comportamento funcional. Neste sentido, podemos afirmar que a abordagem de Edelman está fortemente associada com a Teoria dos Sistemas Dinâmicos na abordagem ecológica.

Temos agora uma visão unificada da mente e corpo. A abordagem computacional clássica da percepção e ação cria uma abertura entre o subsistema cognitivo, o Sistema Nervoso Central e o sistema ambiente-corpo (VAN GELDER, 1992). Teóricos como Edelman explicam a percepção e ação utilizando um conhecimento na neurofisiologia do Sistema Nervoso Central e a dinâmica do ambiente.

Para explicar que representações não medem nossas transações com o mundo, precisamos adotar uma descrição teórica do conceito da informação e ainda reconceitualizamos a teoria da percepção com nossa herança biológica (evolução).

3.2.1 Psicologia Ecológica de Gibson

unesp

Segundo Gibson (1979), seres humanos não precisam de representações internas para entender o mundo. O autor teoriza que existe um relacionamento entre as propriedades do ambiente e a estrutura de distribuição de energia circundante, afirmando que a percepção é específica quanto à informação sensorial, ou seja, dependente de um acoplamento entre organismo e ambiente.

O "layout" do ambiente impõe uma ordem espaço temporal sobre esse fluxo de energia, particularmente a energia óptica. A luz refletida em objetos que compõem o ambiente forma uma distribuição estruturada a que chamamos vetor. A luz carrega a informação para o observador, possuindo uma estrutura densa que é específica do observador e de seu *habitat*.

Existem, então, invariantes, a luz, e as variantes que alteram o fluxo (textura, interconexão angular da superfície). As perturbações nos ajudam a perceber o movimento; elas são objetos no ambiente, a forma das superfícies e o nosso próprio movimento.

3.2.2 Por que rejeitar a visão tradicional

A visão tradicional acredita que um homúnculo precisa interpretar os sinais neurofisiológicos da retina ou ouvido e é essa percepção mediada que nos permite possuir a intenção. Mas quem interpreta a informação sensorial do homúnculo?

Segundo Gibson, a relação entre percepção e ação é direta e cíclica, e a percepção e a ação não podem ser estudadas separadamente. Ele afirma, no contexto dinâmico, que perceber e agir estão relacionados com o organismo e o ambiente. Invariantes e *affordances* são conceitos chaves.

Invariantes são propriedades de alta ordem do fluxo de energia circundante que permanecem válidas para utilizá-lo, menosprezando transformações associadas ao observador e ao ambiente. Invariantes são percebidas pelos humanos como *affordances* para uma ação.

unesp

Turvey & Carello (1981) afirmam que o comportamento intencional mundano, ou seja, uma ação interceptiva ocorre sobre organismos biológicos usando sua estrutura única de referência para direcionar suas ações em relação a objetos importantes.

A percepção de *affordances* para ações intencionais é limitada à estrutura do atuador, ao relacionamento entre o ambiente e ao atuador. Esse relacionamento pode ser entendido como um sistema.

De uma perspectiva computacional-representacional, com um quadro de referência objetivo, uma criança ou um novato aprendendo a jogar diferentes jogos com bola precisariam confiar à memória variáveis físicas significantes, tais como o tamanho da bola, sua forma, textura e massa. Isso acarretaria uma carga cognitiva significante sem a garantia de sucesso. Agora, em se tratando de um organismo biológico participando de um ambiente no qual a percepção e a ação estão altamente integradas, poderia um sistema estático interpretar as medições padronizadas envolvidas?

A conclusão é que um subsistema cognitivo predicado de representações não é a melhor escolha para os estudos da percepção e ação.

3.2.3 Informação Gibsoniana para a Percepção e Ação

A Teoria da Percepção Direta de Gibson lida com os problemas da percepção visual por enfatizar os padrões do fluxo óptico. Gibson (1979) rejeita a teoria construtivista que diz que a imagem retinal é apenas um ponto inicial. Para Gibson, a luz que atinge o olho é altamente complexa e potencialmente rica em informação.

Turvey (1981), em sua teoria "Teoria Realista do Conhecimento", diz que não precisamos de mediadores epistêmicos ou estruturas internas de conhecimento no cérebro

unesp

para dar sentido ao mundo. Precisamos compreender a diferença das variáveis físicas das óticas para descrevermos as informações válidas para o comportamento do movimento.

Entendemos por variáveis físicas aquelas que se referem às propriedades das superfícies e aos objetos do ambiente que podem ser medidos externamente ao indivíduo. Sempre existirá um quadro de referência associado a uma métrica - jardas, metros, segundos, etc. E as variáveis ópticas referem-se às propriedades da luz refletida por um caminho estruturado de superfícies importantes e objetos válidos ao sistema visual do organismo. Incluem a sombra de um objeto, que varia de acordo com a posição do sol, gradientes de densidade da forma do sistema e a direção do movimento do objeto.

As invariantes são as informações que não variam em um fluxo óptico, por exemplo, a cor de um objeto e os ângulos sólidos visuais formados no fluxo óptico. Essas invariantes podem ser exploradas pelos atores como fontes de informação que são diretamente válidas para executar uma ação no ambiente. A vantagem que as invariantes ópticas têm sobre as variantes físicas é que quando confrontadas com superfícies e objetos com propriedades físicas, tais como textura, tamanho e altura fazem com que o ator possa alcançar seus *affordances*, especificando suas ações necessárias.

Turvey (1981) é contra a teoria da percepção baseada em descrições da física tradicional. A teoria ecológica diz que a informação é percebida em termos de relevância animal. Para Gibson (1979), o que nós percebemos quando olhamos para os objetos são *affordances* e não suas qualidades, o que é uma falha nas teorias cognitivas da percepção. *Affordances* podem ser objetivos em alguma hora e subjetivos em outra. São objetivos como fenômenos e subjetivos como convite a uma ação específica que depende das características biológicas do indivíduo. No voleibol, a diferença da estrutura óptica estipula diferentes *affordances* para o ator. No ataque, se a bola estiver próxima à rede e mais alta que ela, o jogador provavelmente dará uma cortada na bola, o que não ocorreria em outras situações.

unesp

Gibson também não nega a possibilidade de processos cognitivos, como os sonhos, expectativas, imaginação. Apenas sugere que a memória não tem papel total na percepção.

Turvey (1981) considera que a informação na abordagem ecológica refere-se à especificidade entre distribuições de energia estruturada válidas ao sistema perceptivo e que as propriedades do ambiente e do movimento são relacionadas de forma causal.

3.2.4 O Acoplamento da percepção e da ação

As transformações do vetor óptico, por exemplo, o movimento de um animal ao redor de seu *habitat*, podem ser acoplados às forças utilizadas para gerar os movimentos. A idéia de que o movimento gera a informação que limita outros movimentos é chamada de acoplamento da percepção e da ação. Gibson (1979) afirma que nós devemos perceber em ordem para nos mover, mas nós também devemos nos mover para perceber. A idéia do acoplamento da percepção e da ação é fundamental para a teoria ecológica e contrasta fortemente com a idéia de que o sistema da ação passivamente depende da informação apresentada pelo sistema perceptivo para a organização do movimento. Vejamos a figura 3.1:

unesp

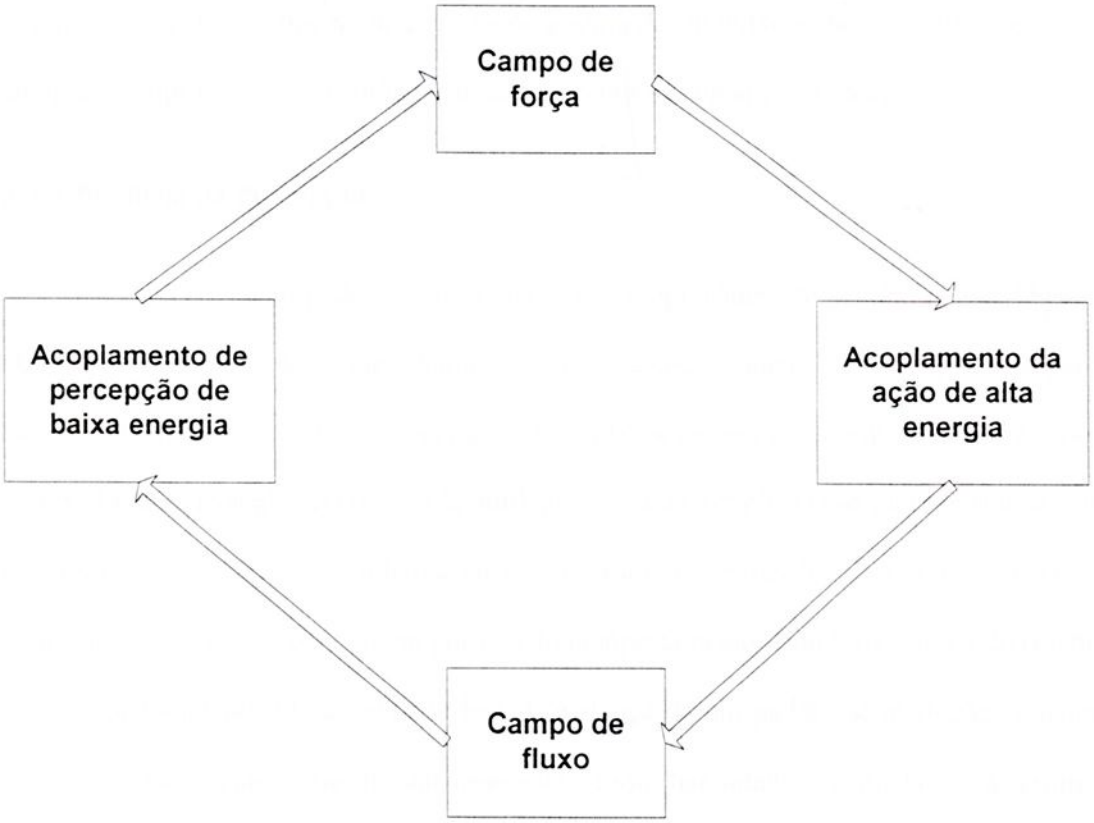


Figura 3.1. Acoplamento da percepção-ação.

Uma ou poucas invariantes no campo do fluxo óptico tornam-se acopladas com parâmetros livres do sistema de ação para formar o sistema de controle. A informação do fluxo pode ser usada para controlar os movimentos de maneira adaptativa. Quando a pessoa se move, o fluxo é alertado, criando novas informações para a possibilidade de uma futura ação.

A noção das regularidades no fluxo óptico que pode limitar o comportamento do movimento foi demonstrada em experimentos desenvolvidos em crianças e adultos (LEE & LISHMAN, 1975). Um exemplo típico é o de situar uma pessoa em uma sala com o chão fixo e as paredes oscilando seu movimento para frente e para trás. Nesse experimento, as pessoas, na sala, oscilavam para frente e para trás, de acordo com o movimento das paredes. Os sujeitos compensavam sua postura inconscientemente, pois não suspeitavam que as paredes se moviam. A explicação ecológica nesse experimento é a de que a mudança no fluxo óptico era

a responsável pelo movimento de controle de postura dos indivíduos. Sem dúvida esse suporte empírico comprova a idéia ecológica do acoplamento da percepção e da ação.

3.3 A fisiologia da Percepção

A percepção não pode ser entendida como propriedades de neurônios individuais, a abordagem microscópica que domina a neurociência atual. A percepção depende simultaneamente da atividade cooperativa de milhões de neurônios espalhados por todo o córtex. Tal atividade global pode ser identificada, medida e explicada se adotarmos uma visão macroscópica ao lado da microscópica. Os estudos realizados por Freeman (1991) demonstram que existe uma ordem por trás do comportamento complexo-caótico do cérebro. Uma pequena quantidade de entrada leva à mudança de um padrão de atividade complexo para um outro quase que instantaneamente. Essa habilidade de mudar é a primeira característica de um sistema caótico. E essa habilidade não é prejudicial ao cérebro. Freeman especula que o caos está por trás da habilidade do cérebro para responder à flexibilidade do mundo externo e de gerar novos padrões de ativação, incluindo aqueles que são experienciados como novas idéias.

Os estudos da percepção de Freeman e seus colegas estão baseados no sistema olfativo dos coelhos. Quando um animal ou uma pessoa inala o odor, moléculas que carregam o odor são capturadas por vários neurônios receptores localizados nas passagens nasais. Os receptores são relativamente especializados em algum tipo de odor para os quais eles respondem. Células que se tornam excitadas disparam potenciais de ação, ou pulsos eletroquímicos que propagam, através dos axônios, para uma região do córtex, conhecida como bulbo olfativo. O número de receptores ativados indica a intensidade do estímulo, e sua localização no nariz determina a natureza do odor, ou seja, cada odor é expressado por um padrão espacial da atividade receptora, que em momentos é transmitida para o bulbo.

unesp

O bulbo analisa cada padrão de entrada e, então, sintetiza sua própria mensagem para o córtex olfativo. De lá, novos sinais são enviados para várias partes do cérebro, sendo uma delas o córtex *entorhinal*, no qual o sinal é combinado com todos os outros sinais que chegam de outros sistemas perceptuais. O resultado é uma percepção carregada de significado, uma *gestalt*, que é única para cada indivíduo. Para um cão, o reconhecimento do odor de uma raposa pode carregar uma memória de comida e uma expectativa por carne. Para um coelho, o mesmo odor pode despertar memórias de perseguição e medo de ataque. Esse conhecimento levou Freeman a um estudo mais aprimorado do sistema olfativo dos coelhos e a algumas questões.

A primeira é o clássico problema de separar o primeiro plano do segundo plano. Como o cérebro separa um odor de todos os outros odores que o acompanham? Focalizando o problema sobre o sistema olfativo dos coelhos, o que acontece é que, devido à turbulência do fluxo de ar nasal, somente alguns ou poucos receptores são excitados durante a inspiração, e a seleção de receptores ativos varia de modo imprevisível para cada inspiração. Então, como o cérebro reconhece que esses sinais se referem ao mesmo estímulo? Os experimentos com o sistema olfativo realizados por Freeman demonstram que o bulbo participa da geração da percepção olfativa. Em outras palavras, uma informação adicional sobre o estímulo é passada por algum padrão distintivo da atividade do bulbo e não apenas pelos neurônios detectores de características do odor das raposas, por exemplo. Embora essa atividade coletiva neural refletir o odor, a própria atividade não é determinada apenas pelo estímulo.O funcionamento do bulbo é auto-organizado, muitas vezes controlado por fatores internos, incluindo a sensibilidade dos neurônios para a entrada (FREEMAN, 1991).

unesp

3.3.1 O experimento

Aplicando técnicas de reforço, Freeman treinou os coelhos para reconhecer vários tipos de odores e para se comportarem de modo particular quando, por um instante, lambiam ou mastigavam na expectativa de comida ou água. Antes do treinamento, Freeman colocou 60 a 64 eletrodos separados por 0.5 milímetros, em uma matriz do tipo grade, sobre uma grande área da superfície do bulbo. Durante e após o treinamento foi coletado um conjunto de 60 a 64 traços de eletroencéfalogramas (EEGs) gravados simultaneamente quando o animal inalava e expirava, algumas vezes recebendo odores familiares e outras vezes não. Cada traço refletia a média de excitação de um conjunto local de neurônios localizados em uma camada bem definida imediatamente abaixo dos eletrodos. Elevações nos traços de ondas indicavam aumento de excitação e quedas representavam a diminuição de excitação causada pela inibição.

Em indivíduos vivos, EEGs sempre oscilam e são geralmente irregulares. Quando um animal inala um odor familiar, podemos identificar um *burst* na onda gerada pelo EEGs. Todas as ondas do conjunto de eletrodos de repente tornam-se mais regulares ou ordenadas, permanecendo por poucos ciclos, até que o animal solte a respiração. As ondas muitas vezes possuem freqüências e amplitudes maiores do que em outras vezes. As ondas *bursts* são muitas vezes chamadas de ondas de 40 hertz, pois oscilam aproximadamente 40 ciclos por segundo. Um conjunto de *bursts* relacionado a um determinado odor foi analisado e Freeman evidenciou uma forma de onda comum, ou onda portadora em todos os *bursts*. Embora a amplitude média fosse diferente em cada *burst*, a curvatura da onda portadora, tanto para cima quanto para baixo, estavam sincronizadas.

Curiosamente, não é o formato da onda portadora que carrega a informação reconhecedora do odor em questão, pois seu formato mudava cada vez que o animal inalava,

unesp

mesmo quando o mesmo odor fosse apresentado. Segundo Freeman, a identidade do odor está contida no padrão espacial de amplitude da onda portadora. Os padrões de amplitude tornam-se mais evidentes quando desenhamos a amplitude média das versões individuais das ondas portadoras sobre a grade que representa a superfície do bulbo. O mapa resultante se assemelha aos diagramas de contorno que indicam elevações de montanhas e vales. Freeman afirma que o mesmo mapa emerge quando o animal inala um odor particular, mesmo quando a onda portadora difere em cada inalação.

Esses mapas ajudaram a demonstrar que a percepção requer uma atividade global do bulbo que atua no significado do estímulo. Freeman constatou que o mapa da amplitude, que representa um determinado odor, muda rapidamente quando se altera o reforço associado ao odor. Esse fato demonstra que o bulbo fornece experiência para a percepção, já que o mapa não permanece constante quando se altera a associação condicionada.

Segundo Freeman existem várias razões para inferirmos que a atividade cerebral é caótica. Não devemos, contudo, confundir caos com aleatoriedade. A confusão que se faz é que o processo caótico, no primeiro olhar, parece totalmente aleatório. Consideremos o exemplo da maior rede de computadores existentes no mundo: a internet. Vamos imaginar que exista uma central que monitore todo o fluxo de informação da internet em uma tela gigante. O que o operador dessa central poderia afirmar sobre o fluxo ao ver as imagens que mudam continuamente através do tempo? Algum tipo de ordem? É bem provável que não, embora ela exista, pois temos certeza de que alguém, do outro lado do mundo, recebe uma mensagem quando a enviamos. Já em um processo aleatório, não há ordem.

A primeira razão é a habilidade do padrão global de atividade no bulbo e no córtex saltar de um estado caótico para um estado semiperiódico (*burst*) e saltar novamente para um estado caótico. Essas mudanças de estados são chamadas pelos físicos de transição de fase e pelos matemáticos de bifurcações. Não importa como as chamamos, essas mudanças de

unesp

estado são características de sistemas caóticos. Outra razão é o modelo computacional do sistema olfativo (KIII), desenvolvido por Freeman e seus colegas. Freeman simulou a atividade do sistema resolvendo um conjunto de equações diferenciais ordinárias que descrevem a dinâmica dos conjuntos de neurônios. O modelo representou de fato o sistema de maneira precisa. O modelo produziu evidências adicionais para o caos, analisando os retratos de fase do comportamento do sistema. Os retratos demonstraram que sua dinâmica é caótica. Freeman relata que o padrão de atividade caótica existe em outras partes do cérebro. Algumas investigações na área de reconhecimento de imagens visuais evidenciam a existência de *bursts* em uma grande região do córtex. Como no sistema olfativo, estímulos visuais familiares são associados com mapas específicos de amplitude.

3.4 Algumas considerações

O estudo de Freeman e a teoria de Gibson compartilham em comum o princípio da percepção ativa. As duas teorias criticam a abordagem tradicional, que utiliza representações e adotam a percepção de modo passivo. Mas, é importante observar que esse é o único ponto relacional entre as duas teorias e serve apenas para ressaltarmos a importância da percepção ativa para o estudo da intencionalidade. Não seria correto afirmar essa relação como tentativa de aproximação entre as duas teorias, pois, segundo a abordagem ecológica, os estudos realizados em laboratório não são válidos, pois não captam a complexidade do ambiente. Vale observarmos que Edelman afirmou que o dinamismo do cérebro não se equivale a o de um computador. Acreditamos que sua crítica se faz apenas à abordagem computacional-representacional. Segundo Freeman (2000), a dinâmica do cérebro pode ser expressa por um conjunto de paisagens de atratores, no sentido de Haken (1983), e que podemos simulá-la em máquinas computacionais, como apresentado em seu modelo KIII.

unesp

Nesse ponto, retornaremos aos passos de Grossberg (1999) apresentados na introdução, para sabermos se os requisitos necessários para elaborar um modelo que possibilite a emergência de comportamento intencional foram cumpridos:

- Analisar os estudos dos dados comportamentais, pois o cérebro evoluiu para alcançar seus "sucessos" comportamentais; os estudo da fisiologia da percepção de Freeman (1991) oferece os dados comportamentais necessários para a modelagem;
- Estudar o nível computacional, no qual a dinâmica cerebral controla o sucesso comportamental; adotaremos, nesse caso, as redes booleanas aleatórias para controlar o sucesso comportamental. Como veremos no penúltimo capítulo, suas propriedades evidenciam uma emergência de ordem a partir do caos, emergindo padrões que orientam o comportamento do sistema;
- Utilizar uma linguagem suficientemente poderosa para explicar essas relações, como, por exemplo, a matemática. A teoria dos sistemas dinâmicos e a teoria do caos sustentam a dinâmica não-linear estabelecida pelas interações dos elementos do sistema, dadas suas condições iniciais.

É importante observarmos que os conceitos de auto-organização e emergência até agora não foram investigados, apenas citados como condições necessárias para a existência de um comportamento intencional. Antes de começarmos a investigação com as redes booleanas aleatórias e apresentarmos nossa proposta de modelo, dedicaremos o próximo capítulo para a explicação do processo auto-organizado e para a conceituação técnica de emergência.

unesp

CAPÍTULO 4

AUTO-ORGANIZAÇÃO E EMERGÊNCIA

unesp

4.1 Apresentação

A auto-organização está presente em muitos sistemas físicos e vivos. Conceituá-la, porém, requer um grande esforço, pois diversas áreas do conhecimento identificam suas propriedades com seus próprios jargões. Se considerarmos auto-organização como uma tendência de ordem espontânea, podemos observá-las em alguns sistemas complexos naturais e artificiais. Esses sistemas possuem um grande número de elementos que interagem paralelamente. O resultado dessa interação é provavelmente uma mudança do comportamento global, mais complexo e ordenado, anterior à interação. Quando os elementos estão sob regime caótico, são sensíveis as condições iniciais.

Esse tipo de ordem espontânea pode ser observado em sistemas computacionais que delimitam suas restrições locais e interações paralelas. Furacões e redemoinhos são exemplos típicos de sistemas físicos auto-organizados, assim como as células de Bernard e osciladores químicos são sistemas químicos auto-organizados. Prigogine (1967) auxiliou no reconhecimento de sistemas auto-organizados, na elaboração de um modelo para estruturas dissipativas. Kauffman (1993) argumentou que as propriedades auto-ordenadas das redes booleanas aleatórias são ótimos modelos dinâmicos para sistemas biológicos auto-organizados. É muito difícil, contudo, delimitar uma linha entre sistemas genuinamente auto-organizados e propriedades auto-ordenadas em uma vasta quantidade de sistemas complexos.

Neste capítulo, apresentaremos a compreensão de auto-organização principalmente por Ashby (1962) e Debrun (1996). Debrun defende que uma boa definição de auto-organização deve ser admissível pelo senso comum no que se refere, pelo menos, ao prefixo "auto". Após a apresentação, abordaremos o conceito de emergência e sua taxonomia proposta por Stephan (1998).

unesp

4.2 O processo auto-organizado

Em princípio, necessitamos de uma clarificação do conceito de organização e do uso do prefixo auto e suas significações. Uma boa definição de organização pode ser encontrada em Ashby (1962), o qual relaciona o conceito de organização com o de condicionalidade. As relações entre os elementos de um sistema manifestam de que maneira os estados dos elementos influenciam uns aos outros no decorrer do tempo. Para Ashby (1962), se existe uma relação entre duas entidades A e B e esta está condicionada pelo valor ou estado de C, então é necessário estar presente um componente de organização. A condicionalidade pode ser definida pelas conexões dos elementos de um sistema. A organização enquanto condicionalidade envolve tanto a organização estrutural[1] quanto a organização funcional (definida pelas funções dos elementos). Além dessa definição, a organização pode ser entendida enquanto restrição. Restrição de modo que reduz o conjunto de todos os estados possíveis para um subconjunto específico de estados. Para Ashby (1962), existe uma correlação entre os estados dos diferentes elementos do sistema, o que é equivalente a uma restrição no espaço de estados possíveis.

Para o prefixo auto, Debrun (1996) sugere destacar três aspectos para o significado de auto no termo auto-organização: autonomia, auto-referência e identidade. Devido às condições iniciais e suas relações, o processo auto-organizado tem autonomia para o seu desenvolvimento sem que haja alguma orientação por outra entidade que não pertence ao sistema.

O aspecto de auto-referência está presente no processo quando Debrun afirma que o processo se desenvolve através de um trabalho de si sobre si. Para Silva (1996), se existe uma dinâmica interna em um sistema, condicionada por um conjunto de regras, a alteração dessa

[1] Organização estrutural pode ser definida pelos seus elementos, restrições locais e a forma como eles estão conectados.

unesp

dinâmica implica a alteração dessas regras. Para que as regras sejam alteradas, o sistema deve ser aberto, isto é, possuir relações com o meio. E, finalmente, o prefixo "auto" pode ser entendido como identidade em um processo que se desenvolve ao longo do tempo até que se constitua uma forma ou a reestruturação de uma forma. Essa forma é o que identifica o sistema resultante da autonomia que o processo se desenvolve, dadas as suas condições iniciais.

Todo processo auto-organizado ocorre nas interações dos elementos de um sistema. Segundo D'Otaviano e Filho (2001), entende-se por sistema:

> *"uma entidade unitária, de natureza complexa e organizada, constituída por um conjunto não vazio de elementos ativos que mantêm relações, com características invariantes no tempo que lhe garantem sua própria identidade. Nesse sentido, um sistema consiste num conjunto de elementos que formam uma estrutura, a qual possui uma funcionalidade"* (D'OTAVIANO e FILHO, 2001 p. 01).

Cada elemento que constitui o sistema estabelece uma relação com outros elementos, garantindo suas próprias qualidades e propriedades. O conjunto desses elementos que formam um sistema pode ser de dois tipos: elementos de fronteira e elementos internos. Os elementos de fronteira mantêm relações com os elementos internos e com os elementos do meio ambiente. O meio ambiente é tudo aquilo que não pertence ao sistema. Um sistema fechado é aquele sistema que não sustenta nenhum tipo de relação com o meio ambiente, ou seja, não possui elementos de fronteira. Já um sistema aberto possui elementos de fronteira que estabelecem algum tipo de relação com o meio.

De acordo com a Teoria da Auto-Organização (Debrun, 1996), apenas os sistemas abertos apresentam a possibilidade de que ocorra auto-organização. Existem dois tipos de auto-organização: auto-organização primária e auto-organização secundária. A auto-

unesp

organização primária ocorre quando uma quantidade de elementos distintos se encontra e se interam estabelecendo relações entre eles, sedimentando uma forma em um processo sem um supervisor ou um elemento controlador central. A auto-organização secundária ocorre em um sistema constituído de uma forma com um certo nível de complexidade. Quando esse sistema aumenta o seu nível de complexidade a partir de suas próprias operações e interações com o meio, dizemos que há auto-organização secundária.

Segundo Debrun (1996), podemos classificar os sistemas de acordo com o grau de auto-organização. A distinção entre grau nos auxilia na distinção entre sistemas vivos e sistemas mecânicos. Então, quanto ao grau de auto-organização, temos:

- Ausência de auto-organização – encontramos, nesse nível aqueles mecanismos com os quais não há possibilidade de mudanças estruturais, funcionais ou dinâmicas. Um bom exemplo seria o dos relógios ou de uma máquina de escrever;
- Grau zero de auto-organização ou "pré-auto-organização" - nesse nível estão os sistemas que possuem um comportamento rígido com poucas flutuações. E mesmo que essas flutuações alterem o comportamento, em pouco tempo o sistema volta a se comportar como anteriormente;
- Grau um de auto-organização - esse nível contém os sistemas que possui uma boa flexibilidade para alcançar seu objetivo principal. Flexibilidade no sentido de existir várias alternativas para que o sistema alcance seu objetivo. Os objetivos do sistema, porém, não podem ser moldados pelo próprio sistema;
- Grau dois de auto-organização - nesse grau, temos sistemas complexos capazes de redefinir seus objetivos;
- Grau três de auto-organização - esse grau é a auto-organização propriamente dita. Nesse nível estão os sistemas que, para Debrun (1996), conseguem ser a própria gênese do seu ser, sem que exista um algoritmo ou uma regra para a criação.

unesp

Atlan (1979) fundamenta a "ordem a partir do ruído", que leva em consideração uma lei de Ashby, chamada "lei da variedade indispensável", necessária para a sobrevivência de qualquer sistema exposto ao ambiente. A lei de Ashby (1956) fundamenta uma relação entre as perturbações que variam com o meio-ambiente, as respostas do sistema e os estados aceitáveis do sistema. Em suas palavras:

> *"A lei de Ashby estabelece uma relação entre a variedade das perturbações, a das respostas e a dos estados aceitáveis. A variedade das respostas disponíveis deve ser tão maior quanto maior for a das perturbações, e quanto menor for a dos estados aceitáveis" (ATLAN, 1992, p.39).*

No contexto dessa teoria, a auto-organização é descrita como um processo dinâmico em que perturbações aleatórias ou ruídos atuam nos canais de comunicação de um sistema organizado capaz de produzir uma desorganização do sistema, podendo ocorrer uma mudança de organização com maior complexidade e menor redundância. Por exemplo, em uma célula em que a síntese de proteínas atua como um canal de comunicação entre o DNA e as proteínas, um erro poderia ocorrer na síntese, o que seria prejudicial para a célula. Analisando no nível do organismo, todavia, podemos enxergar esse "erro" como um benefício ao organismo, pois há um aumento na variedade e diversidade das células (ATLAN, 1987).

Segundo Atlan (1987), as condições necessárias para que ocorra auto-organização em um sistema são:

- O sistema deve possuir redundância suficiente para a auto-organização. A redundância serve como potencial ou reservatório para a auto-organização;
- O sistema deve possuir inércia suficiente, isto é, sua confiabilidade deve ser o suficiente para que pequenas perturbações não destruam imediatamente o sistema.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

Para Atlan (1987), descrever uma teoria da auto-organização, considerando os efeitos positivos do ruído, é uma maneira indireta de descrever a criação de novos significados em sistemas organizados sem precisarmos conhecer como formalizar o significado da informação. Um dos principais problemas encontrados na teoria da auto-organização é a não existência de um método convincente para medir a organização de um sistema (PESSOA, 1996, p. 129).

4.3 O Emergentismo

Os processos que se auto-organizam produzem algum tipo funcionalidade ou estrutura que não poderiam ser identificadas antes da auto-organização. Essa funcionalidade ou estrutura é observada como uma propriedade emergente do sistema em questão. O termo Emergência foi inicialmente proposto por Lewes (1875) para distinguir entre o que emerge e o que resulta. O que resulta pode ser expresso quando duas ou mais causas combinam mecanicamente para produzir um efeito; este efeito é a soma do que teriam sido os efeitos produzidos por cada uma das causas atuadas separadamente. O melhor exemplo disto é o efeito de duas ou mais forças atuando conjuntamente para produzir um certo movimento. O movimento é o vetor soma (resultante) das forças se fossem aplicadas separadamente. O que emerge não segue esse processo mecânico. A explicação em apenas um nível de descrição, causa e efeito dos elementos, não é suficiente para explicar o fenômeno emergente.

Na primeira metade do século XX, foi estabelecida uma primeira formulação sistemática do fisicalismo não redutível, o Emergentismo. Após um longo tempo de esquecimento, essa doutrina reaparece nos estudos das ciências da complexidade (EL-HANI & VIDEIRA, 2001). Atualmente, sabe-se que a emergência de propriedades não se trata de

unesp

algo que se opõe ao discurso científico, pois a abordagem da emergência de propriedades é baseada no fisicalismo ontológico. Muitos estudiosos na área das ciências complexas, entre eles Hacking (1975) e Bates (1979), adotam a noção de emergência no sentido ordinário da palavra (STEPHAN, 1998). A definição técnica de emergência surgiu com a finalidade de que tal terminologia fosse empregada nas diferentes disciplinas - filosofia da mente, ciência cognitiva e teorias da auto-organização - com o mesmo sentido, evitando, assim, interpretações errôneas do termo. É por esse motivo que Stephan (1989) enfoca a emergência no sentido técnico e a classifica em três diferentes níveis: emergentismo fraco, emergentismo sincrônico e emergentismo diacrônico.

4.3.1 Emergentismo fraco

Esse tipo de emergência recebe essa denominação porque seus pressupostos são compatíveis com as abordagens reducionistas contemporâneas. O primeiro pressuposto para o emergentismo fraco é que todos os candidatos possíveis para propriedades emergentes, tais como estados mentais ou estados vitais, são apenas instanciados por sistemas materiais constituídos por uma microestrutura física complexa. Deste modo, essa teoria exclui qualquer posição vitalista e, portanto, exclui a afirmação de que estados vitais podem ser instanciados somente por uma composição que consiste em um organismo e um elemento sobrenatural, "élan vital". O emergentismo fraco assume o monismo físico, que nega exatamente a existência desses componentes sobrenaturais responsáveis por qualquer propriedade emergente que um sistema possa vir a ter. Isto significa dizer que um sistema cognitivo ou vivo consiste em apenas um único substrato: matéria. Então, propriedades, disposições, comportamentos ou qualquer estrutura classificada como emergente são instanciadas por sistemas constituídos unicamente por partes físicas.

unesp

O segundo pressuposto para o emergentismo fraco são as propriedades sistêmicas. Nesse caso, as propriedades emergentes são consideradas propriedades sistêmicas. Uma propriedade é dita sistêmica se, e somente se, o sistema possuir. Podemos dizer que a sensação de dor é uma propriedade sistêmica do nosso aparato cognitivo, mas não podemos dizer que a propriedade sensação de dor é uma propriedade dos neurônios que constituem o sistema cognitivo; assim como não podemos dizer que os nossos pés tenham a propriedade de andar.

Enquanto o primeiro pressuposto restringe a um único substrato os elementos que constituem o sistema com propriedades emergentes, e enquanto o segundo pressuposto caracteriza em maiores detalhes o tipo de propriedades que podem ser emergentes, o terceiro pressuposto especifica o tipo de relação que se sustenta entre a microestrutura do sistema e a sua propriedade emergente. Esse tipo de relação é chamado de determinação sincrônica. A determinação sincrônica pode ser entendida como uma dependência nomológica entre a microestrutura e a propriedade do sistema, isto quer dizer que não pode existir diferença na propriedade sistêmica se não houver alguma diferença nas propriedades das partes do sistema ou de suas relações.

O emergentismo fraco como apresentado acima contém as condições mínimas para as propriedades emergentes. Por isso, qualquer teoria forte de emergência tem como base o emergentismo fraco (STEPHAN, 1989).

4.3.2 Emergentismo sincrônico

Esse é o tipo de emergência que envolve as teses da irredutibilidade e da imprevisibilidade de certas propriedades sistêmicas, sendo que estas teses, segundo Stephan (1998), estão fortemente conectadas. De acordo com Broad (1925), uma propriedade

unesp

sistêmica é dita irredutível se, e somente se, ela não puder ser deduzida pela composição das partes do sistema. Mas como interpretamos a irredutibilidade de uma propriedade sistêmica?

Para Stephan (1998), podem ocorrer duas possibilidades totalmente diferentes na emergência de uma propriedade irredutível: uma propriedade P de um sistema S é irredutível se ela não seguir, mesmo em princípio, o comportamento das partes do sistema; a outra possibilidade é de que a propriedade P do sistema S não seguir, mesmo em princípio, o comportamento das partes do sistema agregadas em blocos simples. Podemos especificar a característica principal da irredutibilidade, que é central para a emergência sincrônica, da seguinte forma: sua primeira variante está baseada na não analisibilidade da propriedade sistêmica, ou seja, as propriedades sistêmicas, que não são analisadas de modo comportamental, sejam elas, micro ou macro, são necessariamente irredutíveis. Segundo Broad (1925), uma propriedade analisável aponta para propriedades características de um organismo, enquanto que propriedades não analisáveis apontam para qualidades de segunda ordem. Os Qualia podem ser interpretados pela teoria da emergência sincrônica como uma propriedade sistêmica irredutível não analisável e, desse modo, não podemos compreendê-los de forma direta. A segunda variante da irredutibilidade das propriedades sistêmicas está baseada na não dedutibilidade do comportamento das partes do sistema. Um comportamento específico dos componentes do sistema é irredutível se ele não seguir o comportamento dos componentes de forma isolada ou em blocos simples.

4.3.3 Emergentismo diacrônico

A ocorrência de uma propriedade ou estrutura genuinamente nova é base de todas as teorias diacrônicas da emergência. Entretanto, o conceito de novidade não faz com que uma teoria fraca de emergência se torne uma teoria forte, desde que o fisicalismo redutivo

unesp

permaneça compatível. Uma emergência é dita forte se adicionarmos a tese da imprevisibilidade. Podemos dizer que uma propriedade sistêmica é dita imprevisível, em princípio, por duas diferentes razões: as propriedades sistêmicas podem ser imprevisíveis se a microestrutura do sistema, que exemplifica aquela propriedade, for imprevisível. Todavia, uma propriedade pode ser imprevisível mesmo se a nova microestrutura do sistema for previsível. Esse é o caso da própria propriedade ser irredutível. Logo, se a propriedade sistêmica for irredutível, ela é imprevisível antes de sua ocorrência. A explicação da imprevisibilidade da estrutura de um novo sistema formado pode estar na crença de um universo não determinístico, mas a formação de novas estruturas, ainda que determinísticas, podem ser imprevisíveis em princípio. Nesse caso, elas são governadas por leis atribuídas pelo caos determinístico.

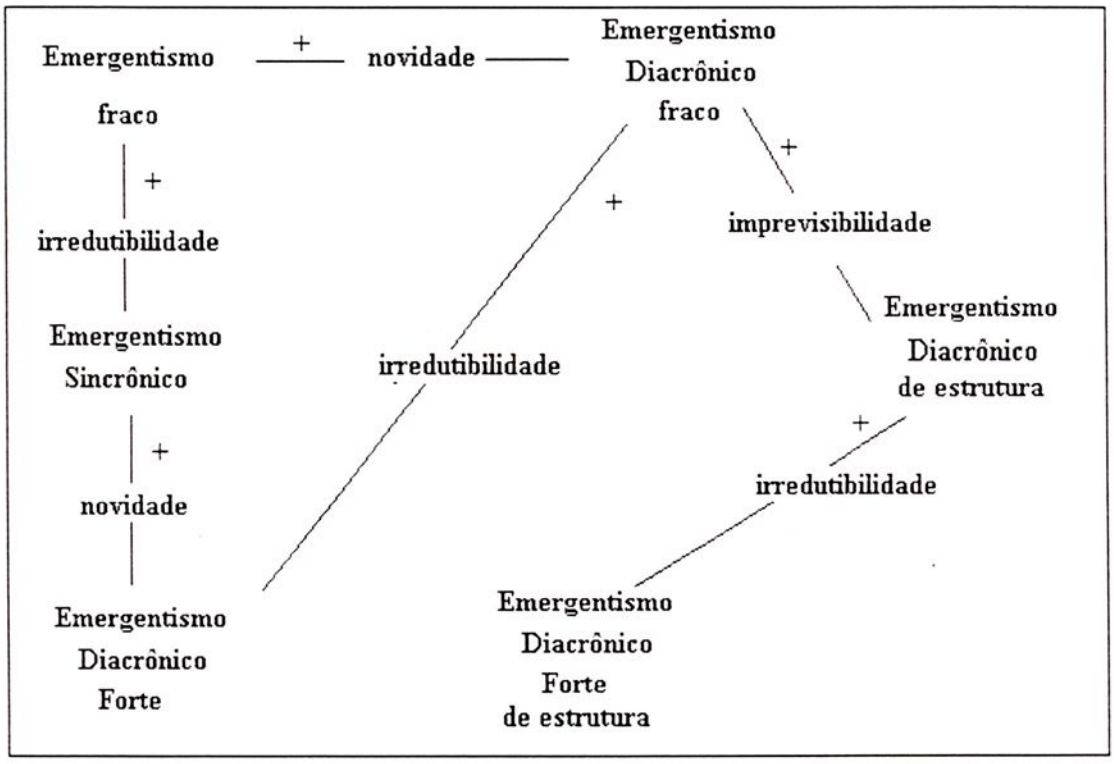
Somente com o surgimento da matemática experimental aplicada a computadores eficientes que as propriedades de várias funções logísticas foram reveladas. Um exemplo padrão para esse caso é a função logística $f(x) = \mu x (1-x)$ para $0 \leq x \leq 1$. Para $0 \leq \mu \leq 1$, todos os valores iniciais da variável x fazem com que a função f (x) se aproxime de zero. Depois de um número suficiente de iterações, a origem é o atrator. Para $1< \mu < 3$, a função caminha para um atrator $A = 1 - 1/\mu$. Para $\mu > 3$, a dinâmica torna-se muito complexa. No caso de $3 < \mu < 1 \sqrt{6}$, os valores da função oscilam entre dois pontos fixos. Aumentando o valor de μ, os atratores de dois períodos tornam-se instáveis, gerando um ciclo com quatro atratores. Para x = 56, o período dobraria novamente para 8, e para x = 3.567, o período se tornaria 16 e, conseqüentemente, as seqüências de período 32, 68, 128, etc. surgiriam para uma pequena variação de x. Para x = 3.58, essas seqüências chegariam a um final, porém, o próprio período foi dobrado infinitamente. As previsões, portanto, não são possíveis. Os diferentes valores iniciais de x levam radicalmente a trajetórias diferentes da função logística

unesp

de x. Nesse caso, convergência e divergência não estão separadas: o que temos é a presença do caos.

O estudo do caos determinístico sugere que existam sistemas que podem desenvolver estruturas imprevisíveis em princípio e que podem, assim, apresentar comportamento emergente de estrutura. Resumindo, podemos dizer que uma propriedade sistêmica é imprevisível antes de sua primeira ocorrência se ela for irredutível ou se a estrutura que a instancia for imprevisível, em princípio, antes de sua formação.

As relações lógicas que se sustentam entre as diferentes versões do emergentismo proposto por Stephan (1998) serão apresentadas no quadro abaixo.



Agora que os conceitos de auto-organização e emergência forma apresentados, precisamos investigar qual o grau de auto-organização nas redes booleanas aleatórias e como podemos classificar suas propriedades emergentes. O próximo capítulo reunirá os estudos

principais sobre as redes booleanas aleatórias. Pretendemos caracterizar as redes booleanas aleatórias como um sistema auto-organizado com propriedades sistêmicas de emergência diacrônica. Essa afirmação é contrária a Stephan (1998), já que, para o autor, as propriedades sistêmicas de uma rede neural são de emergência fraca, pois podem ser totalmente reduzidas a organização da rede, ou seja, das propriedades, links e pesos de suas unidades. Mostraremos também uma classificação das redes booleanas proposta por Gershenson (2000) e uma breve explicação sobre conceitos da teoria dos Sistemas Dinâmicos para a compreensão do comportamento das redes booleanas.

unesp

CAPÍTULO 5

AS REDES BOOLEANAS ALEATÓRIAS

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

5.1 Apresentação

A idéia de redes aleatórias com múltiplas funções conectadas com seu correspondente campo de atração contendo suas linhas de comportamento foi apresentada por Ross Ashby (1960) em seu livro "*Design for a Brain*". As redes booleanas aleatórias, muitas vezes chamadas de Modelo de Kauffman, foram por muito tempo estudadas nos campos da biologia teórica e sistemas complexos (Kauffman 1969, 1991, 1993). As redes booleanas aleatórias podem ser consideradas como uma generalização discreta de uma rede neural clássica conectada de modo esparso. Podemos substituir as conexões com peso por múltiplos acoplamentos e funções limiares (Wuensche 1994). Este capítulo apresenta um breve histórico das Redes Neurais Artificiais e introduz alguns conceitos da Teoria dos Sistemas Dinâmicos, muito relevantes para a compreensão das redes booleanas aleatórias.

5.2 Breve Histórico

Os estudos nas áreas de Ciência Cognitiva, Ciência da Computação, Filosofia da Mente e das Neurociências têm contribuído para grandes avanços no desenvolvimento de sistemas inteligentes.

O estudo cognitivo como ciência interdisciplinar se firmou somente depois da segunda guerra mundial, já que após a guerra foram construídos os primeiros computadores, permitindo a representação do conhecimento e a suscitação dos problemas que permanecem até o presente. E foi nessa mesma época que se constatou que o cérebro poderia ser modelado por uma máquina. A primeira abordagem para essa modelagem veio com o surgimento da Inteligência Artificial, em que seu desenvolvimento se baseava no conceito de uma máquina simbólica proposto por Alan Turing. (TURING, 1936). A Máquina de Turing possui uma fita

unesp

potencialmente infinita, constituída de células e de uma cabeça leitora capaz de escrever e apagar símbolos nas células da fita e se movimentar para a direita ou para esquerda da fita, de acordo com um conjunto de regras pré-estabelecidas.

Esta abordagem, contudo, mostrou-se incapaz de resolver alguns problemas sobre os processos mentais. Talvez o paradigma simbólico da Inteligência Artificial, tendo como instância a máquina de Von Neuman, não fosse a melhor representação dos processos mentais.

Oposto a esse paradigma, privilegiando as relações entre o cérebro e o computador e integrando-se fielmente à neurobiologia, surge o Conexionismo, com o mesmo objetivo de simular os processos mentais, porém com uma condição suplementar: simular uma rede de neurônios artificiais com a mesma funcionalidade dos neurônios biológicos. Não podemos nos esquecer de que outras áreas do conhecimento se uniram à Ciência Cognitiva para contribuírem nos estudos da mente e do cérebro, tais como, a filosofia, a psicologia, a lingüística, a epistemologia e as neurociências.

Na década de 40, idéias sobre associações elementares, mudanças sinápticas e aprendizado holístico foram propostos por McCulloch & Pitts (1943) e outros pesquisadores, trazendo conceitos da psicologia, neurobiologia e da matemática. Sem o auxílio dos computadores essas idéias não foram implementadas. Ao longo do processo de neuroanatomia e neurofisiologia, psicólogos desenvolveram modelos do aprendizado humano. Hebb (1949) propõe uma lei de aprendizado encontrada em sua obra *"The Organization of Behavior"*, que se tornou o ponto inicial para os algoritmos de Redes Neurais Artificiais (DUPUY, 1996).

unesp

5.2.1 O que é uma Rede Neural?

A primeira resposta seria um conjunto de neurônios interligados por suas conexões que transmitem, entre estes, pulsos eletroquímicos. Mas esta resposta, com certeza, é vaga e não conhecemos, através dela, de que forma o conjunto de neurônios se relaciona. Para respondermos à questão, precisamos nos remeter a aspectos biológicos e funcionais de um neurônio. O neurônio biológico é o elemento básico de um processo cerebral, uma célula que transmite informação para outras células de diferentes partes do organismo. Podemos dividir funcionalmente o neurônio em três partes: soma, dendritos e axônio.

O soma é a unidade central do neurônio que processa informação dos dendritos e envia resposta para o axônio. Podemos compreender os dendritos como um conjunto de *inputs* (estímulos) e o axônio como a saída do neurônio que carrega a informação processada pelo soma (corpo da célula). O que media a interação entre os neurônios são as sinapses, junção de axônio e dendrito.

As sinapses, como descrição organizacional, podem ser entendidas como as conexões entre os neurônios e podem causar excitação ou inibição nos neurônios vizinhos. Em volta do corpo da célula e no seu interior, existe uma quantidade de íons de cloro e potássio, cálcio e sódio. Os íons de sódio (Na^{+}) se concentram mais fora do soma, enquanto que os íons de cálcio (Ca^{++}) se concentram mais no interior do soma. Quando a membrana da célula é estimulada por um impulso elétrico oriundo de um axônio, o estado elétrico interno é alterado devido à passagem dos íons de sódio para o interior da célula e cálcio para o exterior da célula. O estado interno resultante pós-sináptico da célula pode gerar um pulso elétrico como resposta que se propagará pelo axônio para excitar ou inibir outros neurônios.

Para Haykin (1994), uma rede neural é um sistema distribuído paralelo que possui uma propensão natural de armazenar conhecimento e fazê-lo válido para uso. Para

unesp

compreendermos essa definição, precisamos entender o que é um sistema distribuído paralelo e como o conhecimento é representado nesse sistema.

A necessidade de construir máquinas paralelas surge entre os anos cinqüenta a sessenta, à medida que surgiam necessidades militares, principalmente na área de cálculo balístico. A exigência de cálculos potentes em diversas áreas, dinâmica dos fluídos, física nuclear e geofísica contribuiu para o desenvolvimento de uma nova arquitetura computacional que comportasse cálculos de extrema potência: a arquitetura celular. Von Neuman (1951) construiu o primeiro modelo de arquitetura celular, um autômato celular, inspirado em processos de reprodução dos sistemas vivos. Um autômato celular pode ser utilizado como modelo matemático para sistemas com um número finito de estados, que admitem um certo intervalo de tempo discreto para tratamento de entradas e saídas. O sistema transforma a seqüência de entradas em uma seqüência de saídas.

A transformação é representada por um estado e esse estado pode ser determinado ou provável. A arquitetura celular representa um conjunto de autômatos finitos conectados entre si. Um autômato finito pode ser definido por uma quíntupla $A= (Y,Q,U,F,G)$, na qual Y é um conjunto finito de entradas e Q é um conjunto finito de estados finais, U é um conjunto finito de saídas, F é a próxima função do estado e G é a função de saída. Podemos entender uma rede neural como um conjunto de autômatos que mudam de estados dependendo das saídas de outros autômatos pertencentes à rede. Podemos observar que, em uma rede neural, cada neurônio processa sua informação de maneira independente, caracterizando, assim, um processamento paralelo entre as unidades.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

5.2.2 O Neurônio Artificial de McCulloch & Pitts

Warren McCulloch & Walter Pitts (1943) foram os pioneiros na modelagem matemática de uma rede neural artificial. Em seu famoso artigo de 1943, McCulloch & Pitts desenvolveram o cálculo lógico das atividades de um neurônio mostrando que uma função lógica poderia representar suas atividades. O modelo tem como base a apresentação de um estado para o neurônio em um determinado instante de tempo: ativo ou inativo. Dessa forma, podemos utilizar um cálculo proposicional temporal que represente seus estados em um tratamento discreto e binário. A partir desse artigo, derivaram outros modelos de neurônios artificiais que se diferenciavam pela função de ativação adotada.

A operação de uma unidade de processamento, proposta por McCulloch e Pitts em 1943, pode ser resumida da seguinte maneira (Figura 5.1):

- Sinais são apresentados à entrada;
- Cada sinal é multiplicado por um número ou peso que indica a sua influência na saída da unidade;
- É feita a soma ponderada dos sinais que produz um nível de atividade;
- Se esse nível de atividade exceder um certo limiar *(threshold)*, a unidade produz uma determinada resposta de saída.

Suponhamos que tenhamos p sinais de entrada $x_1, x_2, ..., x_p$ e pesos $w_1, w_2, ..., w_p$ e um limitador t, com sinais assumindo valores booleanos (0 ou 1) e pesos valores reais.

Nesse modelo, o nível de atividade a é dado por:

$$A = \sum_{k=1}^{p} w_k . x_k$$

A saída y é dada por:

$$y = 1, \text{se } a \geq t$$
$$\text{ou}$$
$$y = 0, \text{se } a < t.$$

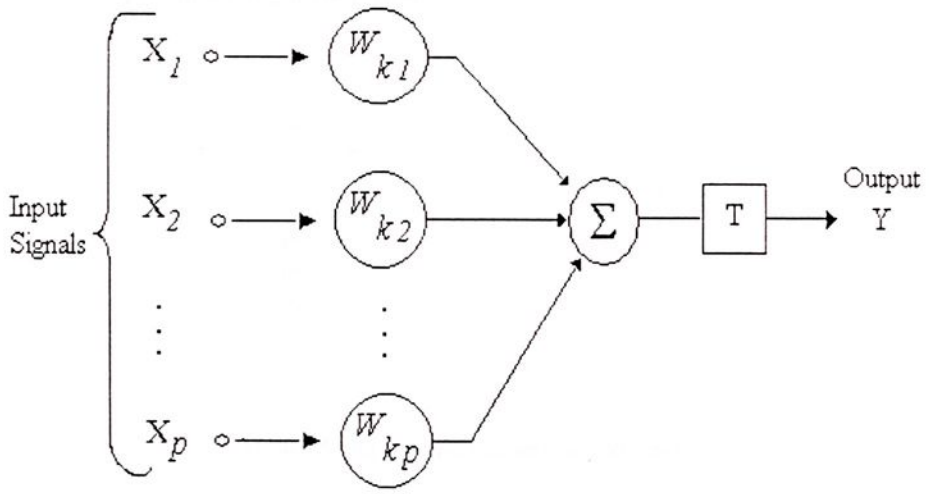


Figura 5.1. Representação de um neurônio McCulloch & Pitts.

Em uma modelagem de um neurônio, podemos identificar três elementos básicos descritos abaixo:

1. O conjunto de conexões, sendo que cada conexão está associada a um peso (w) e a um sinal de entrada. Se o valor de w for negativo, a sinapse associada ao peso torna-se inibitória. Caso o valor de w for positivo, sua sinapse torna-se excitatória;
2. Um somador dos sinais de entrada constituindo uma combinação linear;
3. Uma função de ativação que limita a amplitude da saída do neurônio. Geralmente a amplitude do sinal de saída é representada por um intervalo [0,1] ou [-1,1].

5.2.3 Tipos de Função de Ativação

As funções de ativações mais utilizadas na modelagem de um neurônio artificial podem ser visualizadas na figura 5.2. Cada função computa uma saída para o neurônio, que sempre varia em um intervalo normalizado de [0,1] ou [-1,1]. A função *Threshold*, descrita na figura 5.2(a), é expressa da seguinte forma:

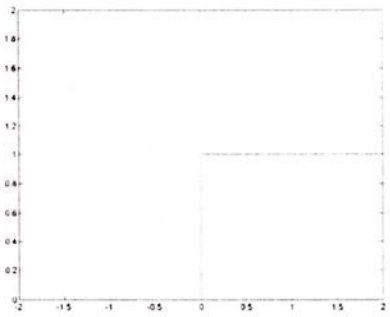


Figura 5.2 (a). Gráfico de uma função limiar.

$y(v) = 1$ se $v > 0$

$y(v) = 0$ se $v \leq 0$, em que, v é o nível de atividade interna do neurônio e y é a resposta do neurônio. A atividade interna pode ser representada como:

$$v = \sum_j w_j x_j - \phi$$

na qual w é o peso associado ao sinal de entrada x e ϕ é o limiar estimado.

A função rampa descrita pela figura 5.2(b) pode ser representada pela seguinte equação abaixo:

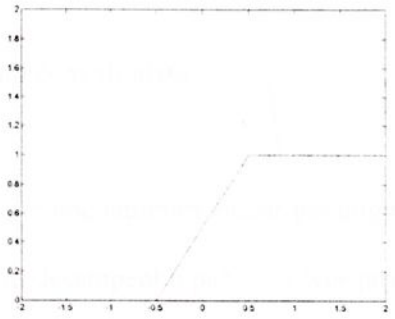


Figura 5.2(b). Gráfico da função rampa.

$$y(v) = 1, \text{ se } v > \frac{1}{2}$$

$$y(v) = v, \text{ se } -\frac{1}{2} < v \leq \frac{1}{2}$$

$$y(v) = 0, \text{ se } v \leq -\frac{1}{2}$$

A função sigmóide descrita pela figura 5.2(c) pode ser representada pela seguinte equação:

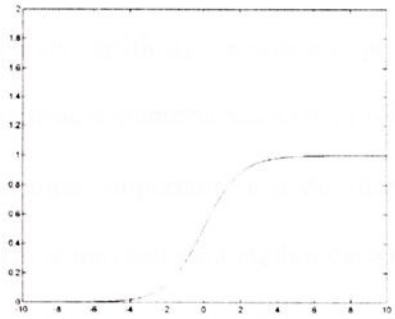


Figura 5.2(c). Gráfico de uma função sigmóide.

$y(v) = \dfrac{1}{1+\exp(-av)}$,em que a é o parâmetro que determina o formato da curva.

5.2.4 Vantagens do paradigma conexionista

A primeira vantagem que encontramos nesse paradigma é o processamento paralelo distribuído que garante um bom desempenho para resolver problemas que envolvem cálculos massivos. A segunda é a capacidade de uma rede neural de aprender e generalizar. Toda rede neural artificial passa por uma fase de treinamento, que associa uma saída desejada a um sinal de entrada. Um algoritmo de aprendizagem, que ajusta os pesos sinápticos da rede neural artificial, determina o desempenho do treinamento da rede. Toda fase de treinamento possui um conjunto de sinais de entrada que devem ser associados a uma saída desejada, que representa uma certa classe de padrões. A generalização acontece quando apresentamos, a uma rede treinada, um sinal de entrada diferente daqueles apresentados na fase de treinamento e após a apresentação, a rede classifica o sinal como um padrão aprendido anteriormente em seu domínio de classificação. Essas duas capacidades de processamento de informação permitem que as redes neurais artificiais resolvam problemas complexos como o reconhecimento de padrões, controle e memória associativa (Haykin, 1994).

Uma outra capacidade muito importante é a de adaptação. Uma rede neural pode adaptar seus pesos sinápticos em tempo real para melhor classificar um padrão. A tolerância à falha é uma outra capacidade muito importante. A representação de um conhecimento em uma rede neural é distribuída por toda rede, entendida por padrões de conexões que representam aquele conhecimento. Caso aconteça de um neurônio pertencente à rede ficar inativo, este não será suficiente para incapacitar a rede de classificar o sinal de entrada em um dos padrões aprendidos.

unesp

5.3 A Rede Booleana Aleatória

As redes Booleanas Aleatórias sempre foram utilizadas para a modelagem de sistemas complexos. Essas redes podem ser entendidas como a generalização de autômatos celulares binários propostos primeiramente por John Von Neuman (1948) quando estudava os mecanismos que se auto-replicavam. Von Neuman (1966) propõe um esquema de auto-replicação baseado em uma descrição de memória armazenada *(memory-stored)* $\Phi(A)$ que poderia ser interpretada por um construtor universal A para produzir o próprio A.

Os primeiros trabalhos com redes booleanas foram propostos por Kauffman (1993) com o intuito de simular processos reguladores genéticos. A rede booleana poderia ser interpretada como um conjunto de genes que interagem de acordo com um conjunto de regras locais e conexões nas quais o resultado final é um padrão macroscópico global que representa o fenótipo. Se considerarmos qualquer síntese de proteína (expressão do gene) regulada por outras proteínas, podemos aproximar o esquema regulatório de uma expressão particular de um gene por elemento booleano tal que a rede completa de regulações molecular-genéticas de uma célula pode ser simulada por uma rede neural booleana.

Uma rede neural booleana pode ser definida como um conjunto de n elementos com k conexões de entrada e uma saída definida a partir de uma função booleana de ativação. Cada elemento é, na verdade, um autômato que recebe valores lógicos (0 e 1), computam esses valores através de sua função de transição, resultando em uma única saída (0 ou 1). O resultado de todas as funções de cada elemento representa o estado da rede em um determinado instante. A computação da rede é executada em intervalos de tempo discreto de modo síncrono. O valor de uma célula C_i no tempo t+1 depende de sua regra particular, f_i, aplicada pela pseudo-vizinhança de tamanho k. Os valores das células vizinhas no tempo t são

unesp

passados pelas conexões de acoplamento da célula *Ci*, para que então o sistema seja iterado. Cada célula pode ter um esquema de regra-conexão diferente, mas não necessariamente deve ocorrer. A *i*-ésima célula C_i tem as seguintes conexões: W_{i1}, W_{i2}, W_{i3},... , W_{ik}. As conexões podem estar associadas com qualquer célula da rede e até com ela mesma. A evolução no tempo da célula C_i pode ser expressa:

$$C_i^{(t+1)} = f_i(C_{w_{i1}}^{(t)}, C_{w_{i2}}^{(t)}, \ldots, C_{w_{ik}}^{(t)})$$

E o número de esquemas de regras/conexões pode ser expresso por:

$$S = (N^k)^N \times (V^{V^k})^N$$

Por exemplo, para V =2, N = 16 e K= 5; S = 2^{832}.

O estado de cada nó (zero ou um) no tempo $t+1$ depende dos estados dos nós no tempo t conectados a ele. Em conexões regulares, os elementos estarão conectados com os seus vizinhos de fronteira. Caracterizamos como autômatos celulares um subconjunto de redes booleanas com conexões regulares.

O comportamento da rede pode variar entre ordenado, complexo, ou caótico, dependendo do número de conexões (*k*) que a rede tem e do número de elementos (*n*) (Kauffman, 1993; Wuensche, 1998). Por convenção, Wolfram (1983) criou uma tabela de regras em ordem descendente para os valores da vizinhança, resultando em uma *string* de bits convertida em um número de regra decimal. Se o valor de ativação de um autômato é igual a dois (*V=2)*, existem V^k permutações de valores em uma vizinhança de tamanho *k*. Deste modo, a função *f* de um autômato pertencente à rede é determinada pela tabela de regras com V^k entradas e V^{V^k} de regras possíveis. Por exemplo, a regra 30 (para *V*=2 e *K*=3) pode ser expressa:

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18

Tabela de regras

111	110	101	100	011	010	001	000	... vizinhança
0	0	0	1	1	1	1	0	... outputs (0 e 1)

De acordo com Wuensche (1998), as redes booleanas são utilizadas para a modelagem de fenômenos na física, biologia, ciências cognitivas, economia, sociologia, computação, vida artificial e sistemas complexos em geral. As redes booleanas aleatórias podem ser vistas como um autômato celular desordenado, pois cada nó da rede pode se conectar com qualquer outro nó, independente de sua posição.

5.3.1 Classificação das Redes Neurais Booleanas

Podemos ter vários tipos de redes booleanas. Uma boa classificação de redes neurais booleanas pode ser encontrada no trabalho de Gershenson (2000). A figura 5.3 mostra a taxonomia das redes booleanas proposta pelo autor.

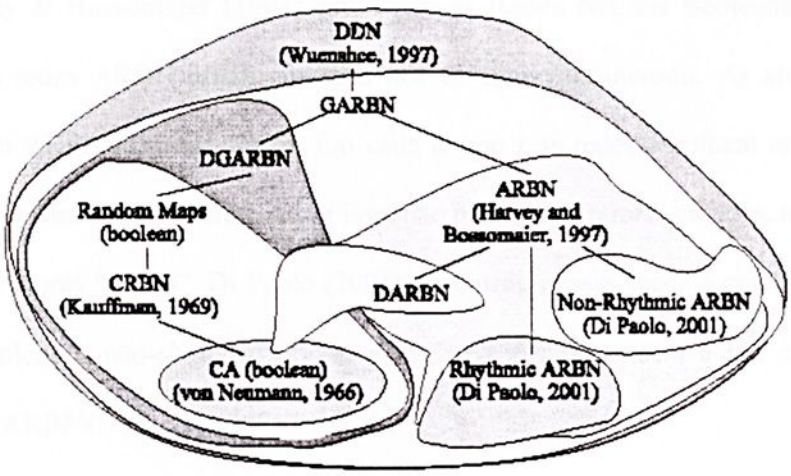


Figura 5.3. Classificação das Redes Booleanas Aleatórias.

Neste tipo de classificação, apenas as redes neurais booleanas homogêneas são consideradas, isto é, aquelas redes que possuem, em cada nó, o mesmo número de conexões (k). As Redes Neurais Booleanas Clássicas (CRBN) propostas por Kauffman (1969) atualizam seus neurônios de modo síncrono, ou seja, todos os neurônios da rede são atualizados em $t+1$, dependendo dos seus estados em t. Os mapas de RBN são CRBN com $K=n$. As CRBNs possuem atratores, que consistem em um dos estados possíveis da rede (atrator ponto) ou em um conjunto de estados possíveis (atrator cíclico). Os atratores são responsáveis por capturarem a dinâmica da rede, restringindo o número de possibilidades de estados.

Segundo a figura 5.3, Gershenson (2000) definiu três tipos de RBNs, classificando todas elas como Redes Dinâmicas Discretas (DDN). Esse termo foi introduzido por Wuensche (1997) e podemos dizer que as DDNs possuem propriedades comuns a todas as RBNs: elas possuem valores, espaço e tempo discretos. Fora do escopo das DDNs teríamos as redes de multivalores, ou seja, aquelas com valores contínuos, por exemplo, redes com valores reais. A teoria dos sistemas dinâmicos estuda tais redes.

Harvey & Bossomaier (1997) estudaram as Redes Neurais Booleanas Assíncronas (ARBN). As redes ARBN atualizam seus nós de modo assíncrono. As atualizações dos elementos em ARBNs são aleatórias. Em cada tempo t as redes escolhem um elemento de modo aleatório para se atualizarem e, por isso, não possuem atratores cíclicos, mas não podem escapar de atratores "ponto". Di Paolo (2001) encontrou nessas redes a existência de alguns atratores rítmicos e não-rítmicos, porém esses atratores pertencem a um conjunto muito limitado das ARBNs.

As redes DARBN *(Deterministic Assincronous Random Boolean Network)* não atualizam seus elementos de modo aleatório. Cada elemento tem, associado, dois parâmetros: p e q, que respectivamente determinam o período de atualização, ou seja, quantos passos o

unesp

elemento irá esperar para se atualizar e a tradução da atualização. O nó será adaptado quando o tempo t sobre p é igual à q. A vantagem dessas redes é que elas são capazes de modelar fenômenos assíncronos que não são aleatórios. As DARBNs possuem atratores cíclicos e atratores pontos e atualizam um nó a cada vez.

Já as Redes Neurais Booleanas Assíncronas Generalizadas (GARBNs) são ARBNs que podem atualizar de modo aleatório qualquer número de elementos em um único passo. E finalmente classificamos como Redes Neurais Booleana Assíncrona Generalizada e Determinística (DGARBNs) as GARBNS que possuem associadas, a cada elemento, os parâmetros p e q, seguindo a mesma regra para atualização das DARBNs.

O que difere DGARBN de DARBN é que se existem dois ou mais elementos para serem atualizados ao mesmo tempo, nas redes DGARBNs esses elementos serão atualizados de modo síncrono, enquanto que em redes DARBNs apenas o primeiro é atualizado no tempo t e o segundo será atualizado no próximo passo. A tabela 5.1 apresenta a classificação das redes quanto a seu esquema de adaptação.

RBN	Esquema de adaptação
CRBNs	Síncrona e determinista
ARBNs	Assíncrona e não-determinista
DARBNs	Assíncrona e determinista
GARBNs	Semi-síncrona e não-determinista
DGARBNs	Semi-síncrona e determinista

Tabela 5.1. Esquema de adaptação das DDNs.

unesp

5.4 O comportamento das redes neurais booleana e suas características

Muitos estudos foram desenvolvidos com o objetivo de estudar o comportamento de uma rede booleana clássica. (Wuensche 1993; Luque e Solé 1994; Oosawa e Savageau 2000). Nesta seção, apresentaremos as principais características dessas redes. Para entendermos o comportamento das Redes Neurais Booleanas, é preciso conhecermos alguns conceitos que se originam na Teoria dos Sistemas Dinâmicos. São eles: atrator, bacia de atração, parâmetros de controle e parâmetros de ordem.

5.4.1 Atrator

Um atrator é a região de um espaço estado de um sistema dinâmico no qual o sistema pode entrar e não sair mais (Figura 5.4). Uma grande inovação na termodinâmica é a idéia de que causas diferentes levam para o mesmo efeito. Esse estado de equilíbrio em que todos os outros estados convergem para ele pode ser visto como um atrator do sistema. Vamos imaginar um pêndulo simples com atrito. Após um certo número de oscilações, devido à força da gravidade, o pêndulo se estabiliza em um ponto exatamente na vertical que corresponde a um atrator. As diferenças iniciais (causas) são gradualmente reduzidas, até que desapareçam completamente.

unesp

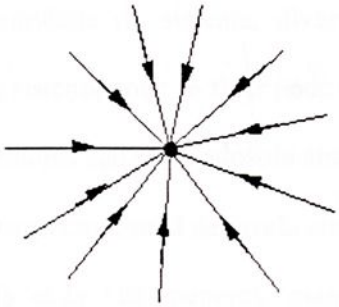


Figura 5.4. Um atrator pontual. A flecha representa a trajetória do sistema iniciando de estados diferentes, mas todos convergindo para o mesmo estado de equilíbrio.

Vamos imaginar agora um pêndulo de um relógio. A diferença entre o pêndulo simples e o de relógio é o termo de geração de energia que, no caso, provém da ação da força externa aplicada pelo mecanismo de relógio para compensar as perdas de energia por atrito e manter o relógio em movimento. O padrão de movimento desse sistema é novamente um atrator, já que as posições iniciais do sistema convergem para uma mesma trajetória periódica. O atrator, porém, não é mais um ponto simples, mas sim um ciclo limite cuja representação gráfica é uma figura circular. A figura 5.5 expressa um atrator circular.

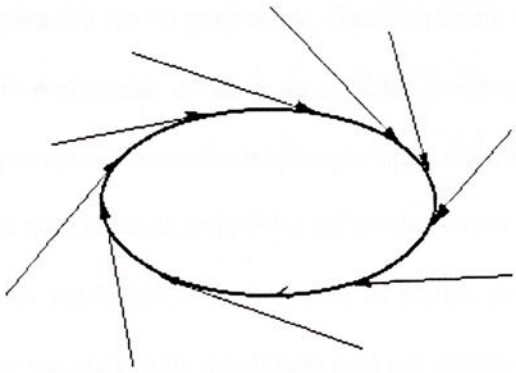


Figura 5.5. Um atrator dimensional ou um ciclo limite. As flechas correspondem às trajetórias que se iniciam fora do atrator e finalizam em um contínuo ciclo limite.

Dependendo da não linearidade do sistema, diversas formas de atratores podem aparecer. A trajetória em que um sistema pode se fixar pode ter uma forma irregular sem uma periodicidade aparente. Esses atratores são chamados de atratores "estranhos", pois possuem uma dimensionalidade fractal. O aspecto fractal se revela através de uma figura cuja forma se repete em escalas dimensionais cada vez menores, mantendo, portanto, um padrão de semelhança (D'Ottaviano e Filho 2001). As trajetórias dentro de um atrator estranho são totalmente caóticas.

5.4.2 Bacias de atração

Uma característica dos sistemas não lineares de alta ordem é que eles podem ter vários atratores. Podemos fazer uma analogia imaginando diversos atratores e suas trajetórias como uma bacia hidrográfica. Cada atrator corresponde a um lago e as trajetórias que levam a um atrator correspondem aos rios e córregos que levam aos lagos. Dependendo do lugar que a chuva cai, a água segue para um rio ou para outro, finalizando em um lago ou outro. A área completa drenada pelo rio é chamada de base de atração. O mesmo acontece nos sistemas dinâmicos. Cada atrator possui sua base de atração que nada mais é que a região circundante dos espaços de estados no qual todas as trajetórias se iniciam nessa região e terminam em um atrator. Existe sempre uma região de fronteira entre as bacias de atração. Há uma grande dificuldade em determinar em qual bacia de atração está um espaço-estado pertencente a essa região. Pequenas perturbações nesses limites podem levar o sistema tanto para uma base de atração quanto para outra. (Figura 5.6) As bordas que separam duas bacias de atração é

unesp

chamada de bifurcação e o comportamento do sistema nas bifurcações é expressamente caótico.

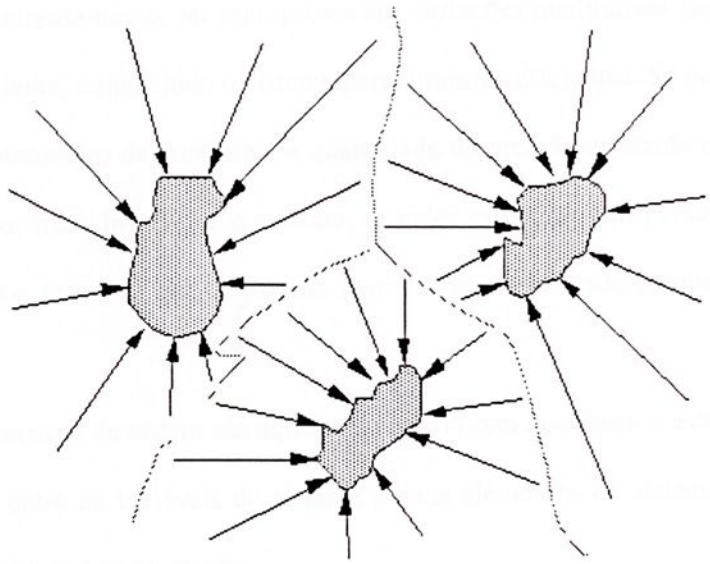


Figura 5.6. Três atratores com algumas trajetórias que levam a eles. Suas respectivas bases de atração estão separadas pela linha pontilhada.

Vamos tomar de exemplo um dos estudos da mecânica dos fluídos: o escoamento turbulento dos fluídos. Quando aumentamos a energia do sistema, ou seja, um aumento de potência, o número de atratores do sistema tende a aumentar. Consideremos uma torneira que jorra água com uma potência fraca. Nesse instante, temos um comportamento uniforme e estacionário da sua coluna de água devido à ação da gravidade. Abrindo um pouco mais a torneira, a coluna passa a se comportar de duas formas: a coluna torna-se fina e contínua, com um conjunto de gotas enormes que caem rapidamente. Uma pequena variação de pressão poderia fazer o sistema mudar de comportamento. Abrindo ainda mais a torneira, o escoamento passa a ser irregular, caracterizando a turbulência. A turbulência é caracterizada

unesp

por um número enorme de atratores, nos quais o sistema se bifurca muitas vezes entre as bacias de atração.

Os parâmetros de controle são aqueles que contribuem para que o sistema atinja um determinado comportamento, ou seja, provocam variações qualitativas nas relações entre as variáveis do sistema, conduzindo o sistema para atratores diferentes. Se pegarmos o exemplo da torneira, o parâmetro de controle é a quantidade de pressão existente na torneira. Quanto maior a pressão, mais instável é o sistema. O valor crítico de um parâmetro de controle é aquele valor que faz com que o sistema perca uma estabilidade estrutural, sofrendo uma bifurcação.

Os parâmetros de ordem são aqueles que permitem coordenar e estabelecer as relações e cooperações entre as variáveis do sistema e seus elementos do sistema de modo que sua estabilidade estrutural se mantenha.

5.4.3 Redes booleanas e suas Bacias de atração

Podemos perceber o comportamento das redes neurais booleanas através da configuração de seu espaço de estado. Esse espaço de estado está organizado em um número finito de bacias de atração, e o estado, por sua vez, está conectado de acordo com sua árvore de transição, análoga ao retrato de fase proposto por Poincaré, em sistemas dinâmicos contínuos.

Utilizando o DDLAB (*Dynamic Discrete Laboratory)*, uma ferramenta proposta por Wuensche (2000), podemos visualizar o campo de estados de qualquer rede booleana, limitando o número de elementos de uma rede de acordo com a memória disponível do sistema que executa a ferramenta.

unesp

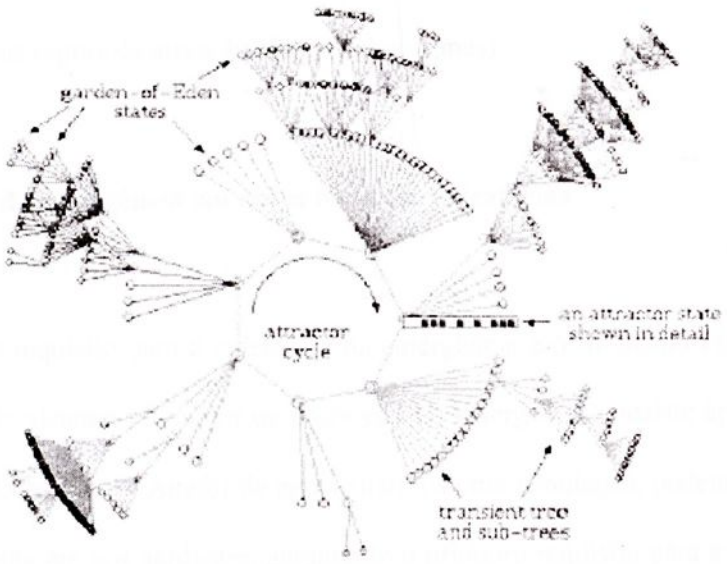


Figura 5.7. Bacia de atração de uma rede booleana com n=15 e k=3.

A figura 5.7 ilustra uma bacia de atração de uma rede booleana com n=15 e k=3. Essa bacia conecta 604 estados, sendo 523 estados Garden-of-Eden. Os estados Garden-of-Eden se situam no início da bacia e não possuem nenhum predecessor ou pré-imagem (Figura 5.7). O atrator cíclico possui período p=7 e um dos estados do atrator está representado por uma *string* de *bits*. O comportamento da rede pode ser caótico ou ordenado dependendo da convergência de sua base de atração e do número de pré-imagens (predecessoras). Sub-árvores bem fechadas com um baixo número de pré-imagens implica alta convergência e ordem. No entanto, sub-árvores com seus ramos de modo esparso e com um alto número de pré-imagens implica caos e baixa convergência. Podemos entender como memória da rede o próprio campo de atração capaz de categorizar, de modo hierárquico, cada espaço-estado em diferentes bacias de atração, sub-árvores e árvores (Wuensche, 1996).

O processo de aprendizado pode ser compreendido como uma alteração nas bacias de atração. Mudanças nas ligações ou regras dos elementos da rede implicam na mudança das categorias da memória, proporcionando *insights* de aprendizado (Wuensche 1994). Os

unesp

parâmetros de controle de uma rede neural booleana são o número de elementos *n*, o número de conexões *k* e suas regras de ativação (funções booleanas).

5.5 Possibilidade da emergência em redes booleanas aleatórias

O primeiro requisito para a existência da emergência é o Monismo Físico. Essa tese pressupõe que todo sistema possuidor de propriedades emergentes consiste apenas de partes materiais (STEPHAN, 1998). Apesar de apresentarmos uma simulação, podemos instanciar a rede neural booleana em um hardware, garantindo o primeiro requisito para a emergência de alguma estrutura ou função.

O segundo requisito é o aparecimento de propriedades sistêmicas. Segundo Atlan (1998), duas propriedades sistêmicas aparecem em uma rede neural booleana após a estabilização de sua dinâmica: uma funcional e outra estrutural. Apresentaremos, no decorrer deste capítulo, as duas propriedades.

O terceiro requisito para a emergência é a determinação sincrônica. Atlan apresenta, no segundo estágio de sua implementação, a entrada de seqüências binárias caracterizadas como um ruído no sistema. Essa seqüência de bits é inserida no plano micro do sistema, causando a formação de novas estruturas no plano macro do sistema e o desaparecimento de outras, comprovando, então, a dependência nomológica do comportamento entre a macro-estrutura e a micro. Em outras palavras, não pode haver diferença nas propriedades sistêmicas se não ocorrer uma diferença nas propriedades das partes (STEPHAN, 1998).

O cumprimento dessas três restrições caracteriza as propriedades sistêmicas de uma rede neural booleana, no mínimo, como propriedades com emergência fraca. Existem, contudo, outras características que pertencem às propriedades com qualidade diacrônica. O emergentismo diacrônico se preocupa essencialmente com a imprevisibilidade de

unesp

propriedades novas. Nessa teoria, as propriedades consideradas emergentes são aquelas que não podem ser previstas em princípio. Na rede booleana de Atlan, observa-se a emergência de estruturas no plano macro impossíveis de serem previstas em momentos anteriores. A imprevisibilidade dessas estruturas sempre depende das condições iniciais do sistema. Conforme as regras locais, suas conexões e o número de elementos, novas estruturas se formam quando a rede atinge o seu ciclo limite ou atrator.

Ressaltamos também que o universo não precisa ser indeterminado para aplicarmos os conceitos de imprevisibilidade. Em sistemas caóticos, o surgimento de novas estruturas é governado por leis determinísticas e, apesar dessas leis, o surgimento dessas estruturas pode ser, em princípio, imprevisível. As redes booleanas aleatórias se comportam, às vezes, como um sistema caótico e uma pequena perturbação no sistema, por exemplo, uma alteração de valor (um *flip)* em um de seus elementos poderia modificar seu comportamento de forma imprevisível.

Algumas propriedades emergentes encontradas nos autômatos celulares, tais como os *gliders* (padrões coerentes no tempo e espaço), degradam gradativamente à medida que aumentamos a complexidade dessas redes. A emergência de *gliders* caracteriza regras complexas que sempre ocorrem na transição de fase entre um espaço ordenado e um espaço caótico. Nessa condição, conhecida como *edge of chaos* (na beira do caos), dado um estado aleatório inicial, um número limitado de *gliders* emergem das interações entre os autômatos, nas quais esses *gliders* passam a interagir. Colisões entre os *gliders* podem aparecer e delas podem surgir novos *gliders*, que passam a interagir com os outros. Novas formas de *gliders* podem surgir da colisão de dois *gliders*, do mesmo modo que alguns *gliders* podem desaparecer. Kauffman (1991) argumenta que os sistemas vivos se comportam no regime entre o caos e ordem e que as redes booleanas nesse regime sustenta um modelo plausível para adaptações evolucionistas:

unesp

"Redes na fronteira entre ordem e caos podem ter a flexibilidade de se adaptar de maneira rápida e bem sucedida graças à acumulação de variações úteis. Nesses sistemas equilibrados, as mutações em sua maioria, têm pequenas conseqüências devido à natureza homeostática desses sistemas. No entanto, algumas mutações causam cascatas de mudanças mais amplas. Sistemas equilibrados [no regime entre ordem e caos] irão, portanto, adaptar-se tipicamente, de maneira gradual, a um meio em mudança, mas, se necessário, em situações ocasionais, podem mudar rapidamente" (KAUFFMAN, 1991, p. 479).

5.6 Considerações sobre auto-organização em redes booleanas aleatórias

Como apresentamos no capítulo anterior, não há uma definição exata do conceito de auto-organização. Seguindo o conceito de auto-organização por Debrun, temos, em relação ao prefixo "*auto*":

Autonomia – em redes booleanas, dadas suas condições iniciais, não há nenhuma orientação ou entidade externa para incitar o seu desenvolvimento, portanto, consideramos autônoma no sentido de Debrun;

Auto-referência - o processo se desenvolve através de um trabalho de si sobre si. O próprio Debrun (1996, p. 8) afirma que pode haver controvérsias para esse sentido de "auto". Podemos entender que a auto-referência ocorre na dependência nomológica entre a microestrutura e a propriedade do sistema, o que Stephan (1999) chamou de determinação sincrônica. A microestrutura faz referência à macroestrutura e uma alteração na microestrutura necessariamente modifica a macroestrutura;

Identidade – em redes booleanas, as interações entre os seus nós, em alguns casos, possibilitam a formação de uma estrutura que se sustenta mesmo após a interferência de algo

unesp

que perturbe o sistema. Como exemplo, o autômato celular de Atlan apresenta essa propriedade.

Podemos perceber que as redes booleanas possuem auto-organização primária e podem alcançar uma auto-organização secundária se acopladas a alguma forma de aprendizagem. Para entendermos essa afirmação, vamos supor que temos uma rede booleana com uma configuração que suporta uma base de atração com a finalidade de discriminar dois padrões existentes no ambiente: o frio e o quente. Cada padrão está associado com um atrator em seu campo de atração. Para que ocorra auto-organização secundária, a rede, ao receber os estímulos recebidos do ambiente, modificaria seu campo de atração, agora com a finalidade de discriminar três classes de estímulos: frio, quente e morno. Pela própria experiência que advém dos estímulos recebidos, o sistema se auto-organiza, tornando-se mais complexo em relação à classificação de padrões.

Em relação ao grau de auto-organização proposto por Debrun, podemos classificá-lo como grau –1 de auto-organização. Tudo depende, entretanto, do regime de ordem e caos que a rede se encontra. Como vimos, Kauffman (1991) mostrou, que redes no regime entre o caos e ordem possuem alta capacidade de adaptação. Para atingirmos o grau-2, é necessário que o sistema modifique sua base de atração para mudar seus objetivos, o que requer algum processo de aprendizagem. Atingir o terceiro grau, pelo menos agora, parece impossível. Na área da robótica evolucionária, os estudos de Dellaert e Beer (2000) em redes booleanas aleatórias caminham para essa meta.

Todas essas considerações devem ser assumidas para implementações reais dessas redes. Se estamos tratando de simulação, nenhuma afirmação anterior pode ser verdadeira, pois toda simulação é executada em uma máquina de Von Neuman. Isso significa que estamos em um domínio de representações simbólicas nas quais não existe possibilidade de auto-organização.

unesp

Este capítulo apresentou as propriedades das redes booleanas e sua abordagem dinâmica. A possibilidade de emergência estrutural e funcional demonstra a grande importância dessas redes para a ciência cognitiva na modelagem de sistemas com capacidades cognitivas. Retomando o problema da representação, não precisamos especificar um algoritmo para realizar a tarefa de reconhecer padrões. A própria estrutura organizacional se encarrega dessa responsabilidade.

Mas e a intencionalidade? Até agora não existe nenhum modelo que a implemente. Freeman (2000c) admite que já existe o suporte teórico para a implementação em hardware. O seu modelo KIII, porém, implementa apenas a primeira parte do problema: como o sistema percebe um estímulo e o categoriza, mostrando que o padrão de amplitude modulada da onda portadora contida em um *burst* é o que carrega o significado do estímulo. A proposta do último capítulo é mostrar como uma rede booleana pode categorizar um estímulo na mesma forma que Freeman apresenta em seu modelo KIII.

unesp

CAPÍTULO 6

PROPOSTA PARA A MODELAGEM DA PERCEPÇÃO E OS PRIMEIROS RESULTADOS

6.1 Apresentação

Como resultado de nossa investigação, este capítulo apresenta uma proposta de modelagem para a percepção ativa. Como encontra-se em fase inicial, não podemos inferir, ainda, a existência de um comportamento intencional. Testamos o modelo em três redes booleanas para fins de comparação, cada uma com um tipo de regime de comportamento, ordenado, caótico e na beira do caos, antes de receber um sinal de entrada. Escolhemos o modo síncrono como processo de iteração em todas as redes, e podemos classificá-las como Redes Booleanas Aleatórias Clássicas (CRBN). Utilizamos a linguagem MATLAB 6.5 para a implementação da rede, uma grande ferramenta para a modelagem em sistemas dinâmicos e complexos.

O primeiro trabalho de simulação de Redes Booleanas em Matlab foi proposto por Schwarzer (2002), que desenvolveu algumas ferramentas para a simulação e a análise em redes booleanas. Utilizamos em nosso trabalho suas ferramentas de visualização para os estados da rede. Entretanto, não existia uma função que computasse a evolução de um autômato celular com conexões maiores que três (k=3) e o processo de iteração das redes era bastante demorado. Visando contornar essas limitações, nosso primeiro passo foi implementar, em Matlab, um conjunto de funções que simulassem qualquer tipo de rede, com qualquer quantidade de elementos e com qualquer número de conexões. Paralelamente, elaboramos uma outra função que simula qualquer autômato celular, um tipo específico de redes booleanas, cuja principal característica são suas conexões regulares. Padronizamos o esquema de regras para as redes, proposto por Wolfram (1983), para disponibilizá-las para qualquer pesquisador na área. As regras podem ser aleatórias ou especificadas anteriormente e a manipulação das funções são extremamente práticas. Basta conhecer o número de elementos

da rede (n), o número de conexões (k) a regra de atualização em decimal (r) e número de épocas ou iterações (i) para executar a função.

6.2 Redes respondendo a um sinal externo

A segunda parte do processo foi implementar um método de controle das redes por um sinal externo. Em outras palavras, como passar o sinal externo para a rede. Utilizamos a abordagem de Ballesteros & Luque (2002) para a implementação, porém com algumas alterações. Ballesteros & Luque utilizaram uma rede booleana com uma função limiar. Esse limiar determinava se o neurônio disparava um sinal ou não. Para cada regra associada ao neurônio, temos um valor aleatório percentual associado. Se o valor percentual estipulado for maior que o limiar, o neurônio dispara o sinal, caso contrário, ele não dispara. Em nosso modelo, implementamos a rede sem o limiar e os resultados foram coincidentes.

Inspirados nos trabalhos de Kauffman (1991,1993), utilizando as redes como modelos discretos de redes genéticas, Ballesteros & Luque desenvolveram um modelo que responde a um sinal periódico externo para regular o comportamento da rede baseado no fato de que a regulação genética não ocorre apenas pela expressão e interação dos genes, ela é dependente de alguma influência externa. Em sistemas vivos, vários ritmos biológicos têm períodos de 24 horas, relacionados com a luz do sol. O melhor exemplo desse ritmo biológico é o controle molecular do ciclo de vôo da drosophila, regulada via genes (BALLESTEROS & LUQUE, 2002). Duas proteínas, *per* e *tim*, expressas por genes, participam desse controle. Nesse processo, essas duas proteínas têm seu ciclo de ativação e desativação controladas pela luz solar (o sinal externo) e se desintegram na presença dos raios.

Desse modo, o controle das redes booleanas pode ser gerenciado por uma função periódica externa a ela. Dada uma rede em uma fase caótica, forçamos periodicamente alguma



percentagem fixa de autômatos com valores fixos, resultando em comportamento ordenado. Vamos supor que temos uma rede booleana com n=50 elementos e k=5 conexões de entrada com um conjunto de regras de ativação aleatória e que seu comportamento antes do sinal periódico seja caótico (Figura 6.1).



Figura 6.1. Evolução de uma rede com n=50, k=5, regras aleatórias, com 100 passos.

Escolhemos uma percentagem Ny^{max} de autômatos aleatoriamente, sendo $0 < Ny^{max} < 1$. Esse será o total de autômatos sob controle do sinal externo. Embora escolhemos aleatoriamente o conjunto de autômatos, eles se mantêm constantes sobre toda a simulação. Os valores de cada autômato são fixados em algum valor: 0 ou 1. Cada momento em que o autômato é controlado, seu valor será o mesmo valor que associamos, independente de seu estado anterior. Vamos assumir uma função $F(t)$, ser qualquer função positiva com periodicidade γ e como valores normalizados entre 0 e 1. A fração de autômatos controlados em cada iteração é dado por:

$$y(t) = Ny^{max} F\gamma(t)$$

A figura 6.2a, 6.2b e 6.2c mostra os resultados de uma onda $F(t) = sin^2(\pi t/75)$ perturbando uma rede booleana com k=5, n=100 com 1000 iterações. O sinal começa a partir da iteração de número 200, com 40% dos neurônios controlados pelo sinal (Ny^{max}=0.4) e a figura 6.3a, 6.3b, 6.3c mostra os resultados dessa mesma rede, porém com o período da onda modificado para 25 iterações por ciclo. $F(t) = sin^2(\pi t/25)$.

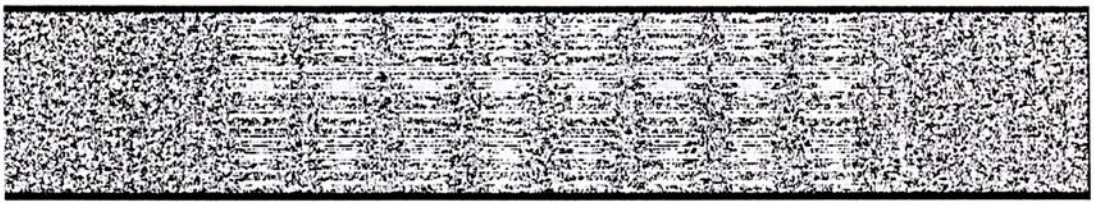


Figura 6.2a. Iteração dos autômatos.

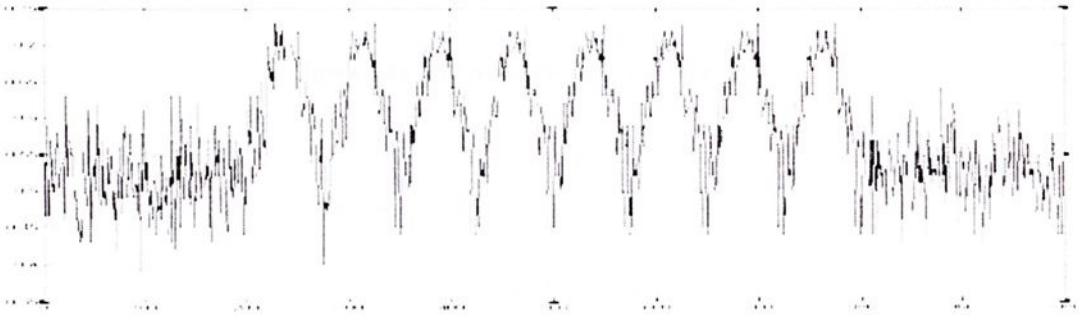


Figura 6.2b. Padrão de atividade dos neurônios.

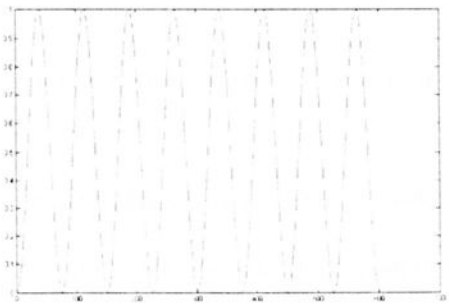


Figura 6.2c. Onda com senoidal com período de 75 iterações por ciclo.



Figura 6.3a. Iteração dos autômatos.

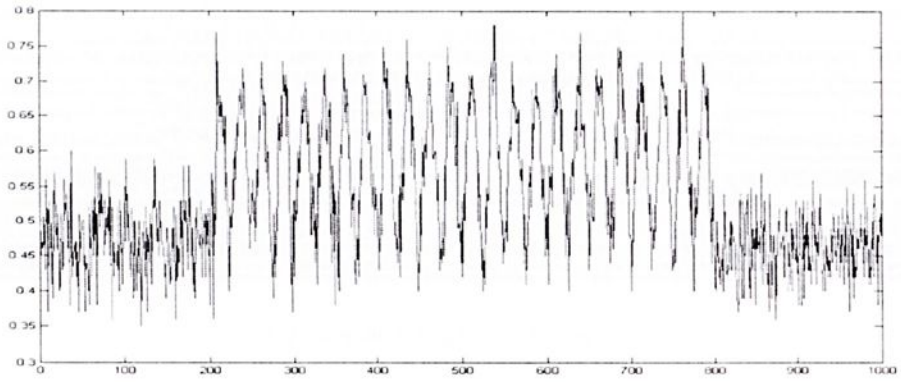


Figura 6.2b. Padrão de atividade dos neurônios.

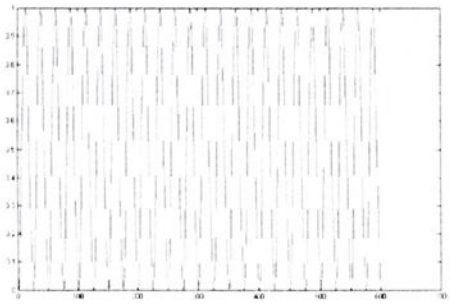


Figura 6.2c. Onda com senoidal com período de 25 iterações por ciclo.

Analisando o padrão de atividades dos neurônios, podemos perceber a presença de *bursts*, que caracteriza a mudança de estado da rede. A percentagem de autômatos controlados é de 0.4 e significa que, quando a função do sinal é igual a um, 40% dos autômatos serão

controlados naquele instante. Vale observarmos, que na iteração 800 a rede volta a se comportar em um regime de desordem. A fase ordenada e caótica em uma RBN pode ser, portanto, definida pela resposta do sinal externo.

Analisamos, agora, uma rede com um comportamento ordenado, n=50, k=2 com 1000 iterações, com a mesma onda senoidal com período de 25 iterações.

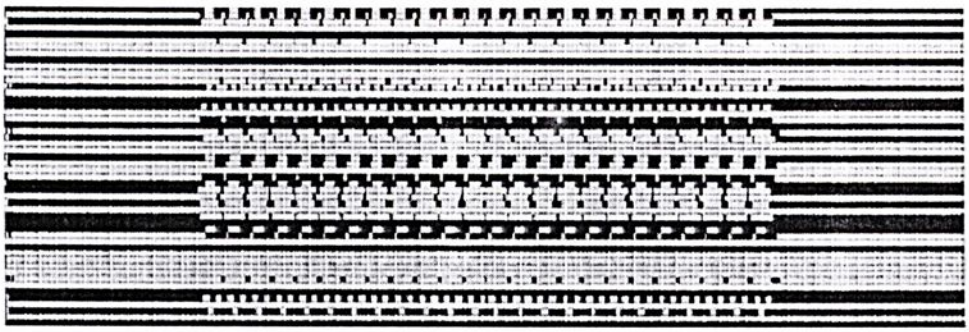


Figura 6.3a. Iteração dos autômatos.

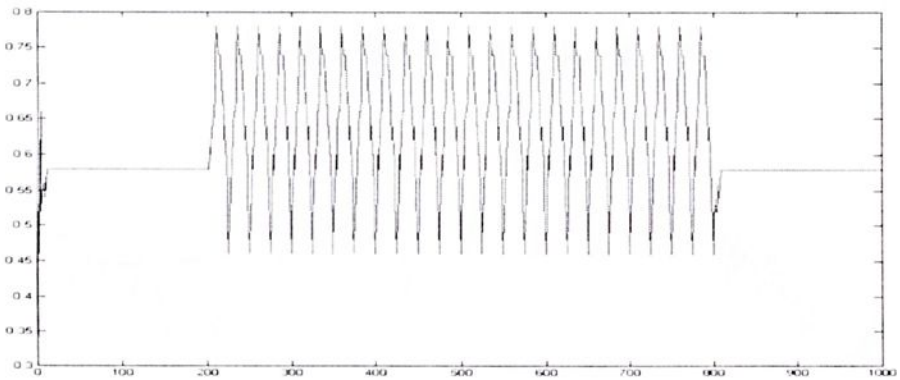


Figura 6.3b. Padrão de atividade dos neurônios.

Como podemos perceber, após o sinal de entrada, a rede retorna para o mesmo estado de ordem anterior ao sinal. Isso significa que dificilmente a rede muda de base de atração. Em uma rede com poucas conexões de entrada em poucas iterações, a rede converge para um atrator, e na maioria das vezes um atrator pontual. Dificilmente uma perturbação em redes

ordenadas pode levar a um estado pertencente a uma outra base de atração. Para o modelo de percepção, parece improvável que a rede esteja em um regime ordenado para o reconhecimento. Passamos agora para análise de um autômato celular com uma regra complexa capaz de promover os *gliders*. O autômato possui n=150, k=5 e regra = 1813926824, com 1000 iterações. Utilizamos o mesmo sinal, mas com ciclo de 75 iterações. A figura 6.4a e 6.4b apresenta os resultados.

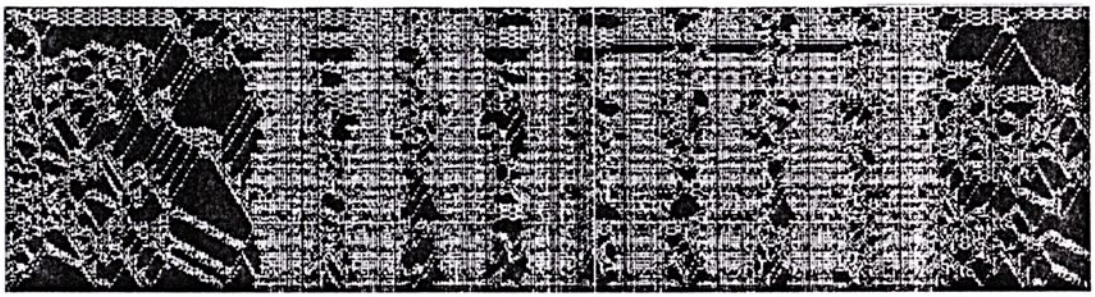


Figura 6.4a. Itaração dos autômatos.

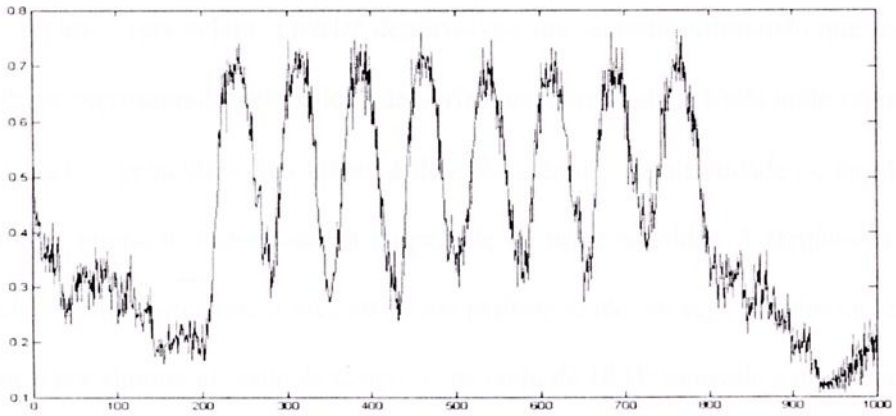


Figura 6.4b. Padrão de atividade dos neurônios.

Como podemos notar, após a perturbação do sinal, os estados seguintes diferem dos anteriores ao sinal, o que pode caracterizar uma mudança de base de atração. Entretanto, os *gliders* continuam existindo após o sinal externo.

6.3 Modelando o processo de transdução

Vale ressaltarmos que o sinal externo do qual estamos abordando é uma função senoidal e não um estímulo captado do ambiente. Então, para que o sinal percebido chegue para a rede com a metodologia apresentada acima, nosso terceiro passo é implementar um banco de filtros responsáveis por transduzir o sinal. Neurobiologicamente, em um sistema auditivo as células ciliadas são as responsáveis pelo processo de transdução. Para entender esse processo, apresentaremos muito rapidamente uma visão geral do processo auditivo e as características de uma onda sonora.

As ondas sonoras são o estímulo da audição. Existem vários tipos de ondas sonoras, algumas extremamente simples, e outras extremamente complexas, que é o caso da fala, por exemplo. O primeiro aspecto básico do som é sua propagação, que ocorre no ar e nos meios fluidos. Outro aspecto é que o som pode ser analisado pelos seus componentes mais simples, por mais complexos que sejam. Fourier desenvolveu um teorema afirmando que toda onda sonora pode ser representada pela adição de várias ondas senoidais. Cada onda senoidal tem duas características principais, sua intensidade e freqüência. A intensidade ou amplitude da onda varia com tempo e corresponde à magnitude da onda senoidal. A freqüência de uma onda senoidal é estipulada como o inverso de sua periodicidade, ou seja, quantos ciclos aquela onda se repete por alguma unidade de tempo. Uma onda de 10 Hz equivale a uma repetição de 10 ciclos por segundo. As freqüências audíveis humanas situam em uma faixa entre 20 hz até 20.000 Hz, ou 20KHz. Esse é o nosso limite para a percepção sonora (Morgan, 1973). A análise acústica situa-se nas interpretações de um sinal em relação à intensidade e freqüência de um evento sonoro. Utilizando a Transformada de Fourier, podemos matematicamente transformar o sinal representado por sua intensidade no domínio do tempo, e por sua intensidade no domínio da freqüência (Figura 6.5).

unesp

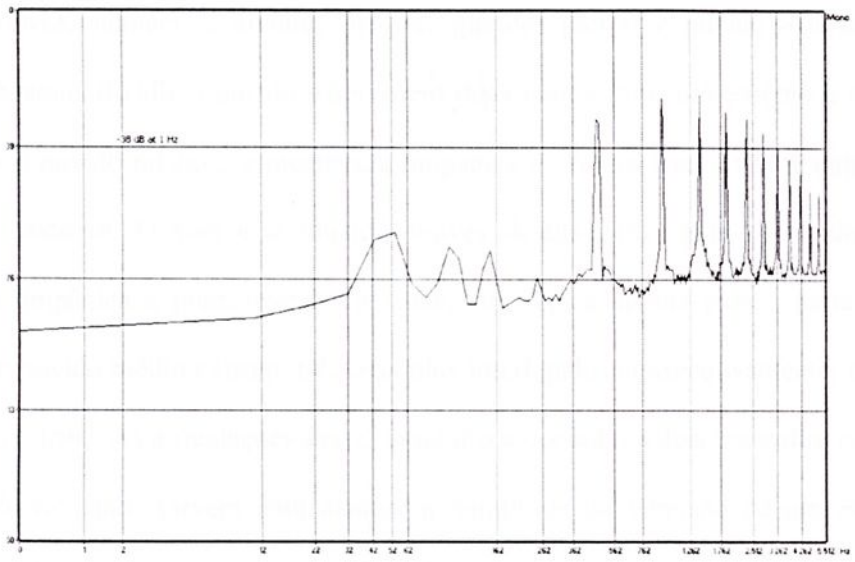


Figura 6.5. Sinal de um trompete no domínio da freqüência.

Uma outra técnica derivada da Transformada de Fourier é a *Short Time Fourier Transform* (STFT). Essa técnica representa as freqüências de um sinal no domínio do tempo, aplicando uma transformada de Fourier em uma pequena fatia de tempo, denominada janela. E finalmente, se aplicamos mais uma dimensão, a intensidade, em uma STFT obteremos o Sonograma (Figura 6.6).

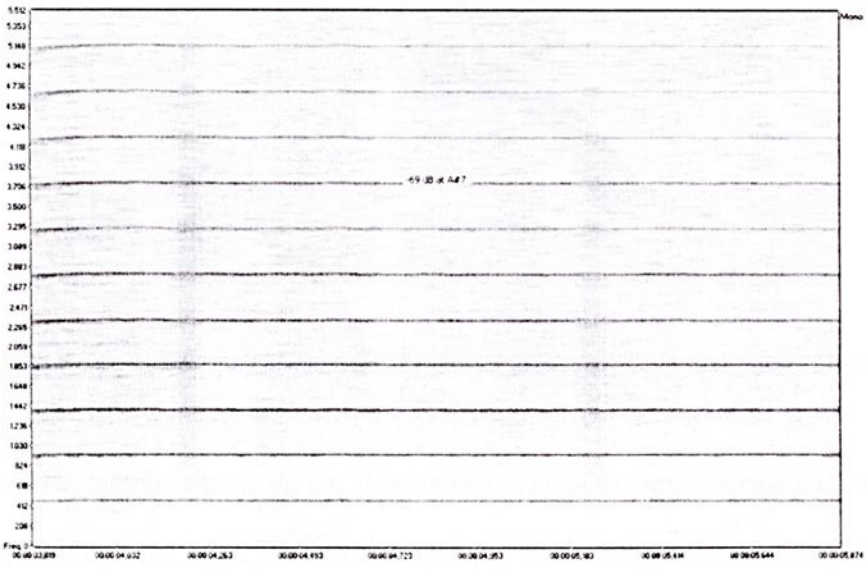


Figura 6.6. Sonograma de um sinal de trompete.As linhas mais escurecidas representam freqüências com maior intensidade.

O ouvido humano é dividido em três grandes partes: o ouvido externo, médio e interno. Podemos dividir o ouvido externo em duas partes: o meato externo é o canal que segue para o ouvido médio e a membrana timpânica a própria área divisora entre o ouvido médio e o externo. O som é conduzido através dessas partes para o ouvido médio. A membrana timpânica é praticamente um cone, cujo ápice aponta para a parte interna do ouvido. No ouvido médio existem três ossículos interligados consecutivamente: o martelo, a bigorna e o estribo. As articulações desses ossículos associadas a dois músculos, o estapédio e o tensor do tímpano, servem para atenuar a amplitude da vibração de um estímulo. Os ossículos estão envoltos por uma cavidade interna com o mesmo nível de pressão do ar externo, regulada pela trompa de Eustáquio, que se comunica com a cavidade bucal (Figura 6.7).

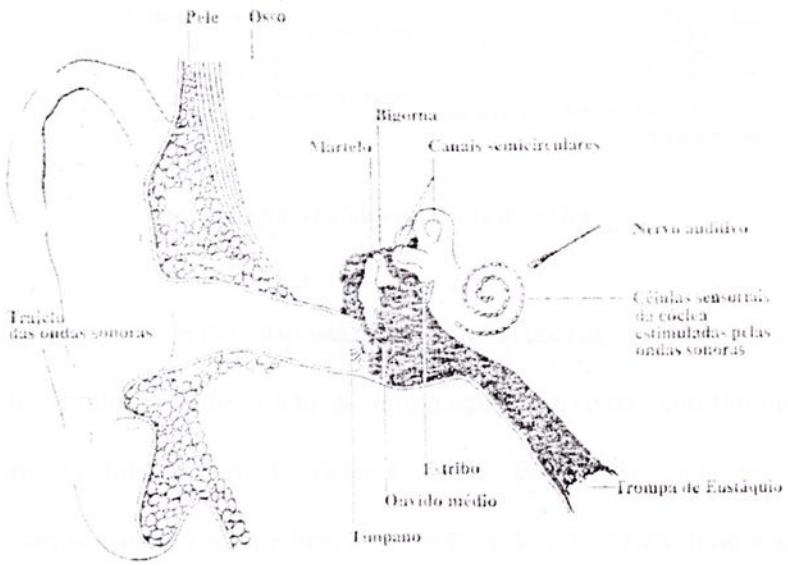


Figura 6.7 – Ouvido humano dividido em três grandes partes: ouvido externo, médio e interno.

O ouvido interno é parte de um sistema de cavidades composto pela cóclea, os canais semicirculares e os sáculos vestibulares, sendo que as últimas estruturas não participam da audição. A cóclea é o orgão receptor primário da audição e possui uma estrutura helicoidal. À

medida que se enrola, vai se tornando mais fina e finalmente termina em um ápice. As paredes do canal médio da cóclea são formadas pela membrana basilar e pela membrana de Reissner. Apoiado sobre a membrana basilar, na direção do eixo espiral da cóclea, está o orgão de Corti, uma formação celular complexa, onde se situam as células ciliadas, responsáveis pelo processo de transdução (Figura 6.8).

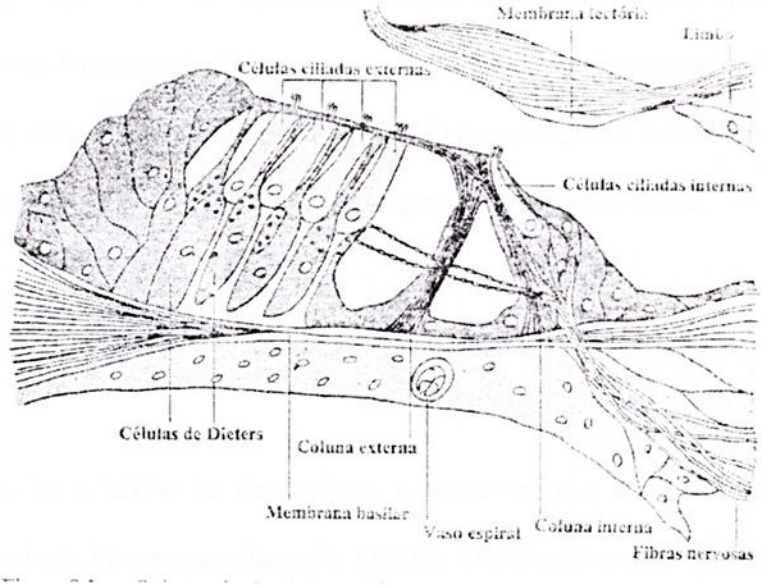


Figura 6.8 – Células sensoriais da cóclea.

As células ciliadas estão dispostas por toda a cóclea, desde a base até o ápice. Subseqüentes às células ciliadas estão as terminações nervosas, constituindo o aparelho receptor primário. O fluido dentro da cóclea é vibrado por alguma onda sonora. As células ciliadas que forem sensíveis a essa vibração ativarão suas respectivas terminações nervosas, gerando um potencial de ativação. As ondas de freqüências baixas, que possuem um comprimento de onda maior que ondas de freqüências altas, atingem o ponto no qual a membrana basilar é mais larga – próximo ao helicotrema (ápice da cóclea) – antes de atingirem o seu ponto máximo de amplitude. Por outro lado, as freqüências mais altas atingem o ponto onde a membrana basilar é mais estreita, próximo à janela oval. Podemos, portanto,

dizer que a estrutura da membrana basilar, em conjunto com a estrutura da cóclea, funciona como um discriminador de freqüências.

A modelagem das células ciliadas pode ser construída através de um banco de filtros, em que cada filtro responde a uma determinada freqüência. Para estipularmos qual será a freqüência fundamental de cada filtro, usaremos um fator percentual chamado JND (*Just Noticeable Difference*). O JND representa a diferença mínima discriminativa entre duas freqüências que podemos ouvir. Existem cerca de 28.000 fibras nervosas conectadas à cóclea (Lazzaro, 1988). Assumindo a hipótese de que as fibras carregam a informação de freqüência logaritmicamente, o cálculo de JND pode ser expresso da seguinte forma:

$$20hz * j^{28000} = 22000hz$$

Em que 20 e 22000 hz determinam o limite inferior e superior das freqüências audíveis. O resultado j é aproximadamente 1,00025. Isto significa dizer que as freqüências de duas fibras adjacentes diferem por um fator multiplicativo de 1,00025% ou 0.00025 %. O problema nessa abordagem é o custo computacional envolvente em uma modelagem com 28000 neurônios. Por esse motivo, precisamos estipular um valor para o JND mais alto ou trabalhar com uma área de freqüência mais limitada.

O sinal externo, agora transformado em uma seqüência de bits, pode ser passado para a rede por diversos métodos. O primeiro método foi apresentado por Atlan (1987), como vimos no capítulo 2. No entanto, necessitamos de redes com atratores periódicos. Podemos modificar o método apresentado por Ballesteros & Luque (2002) para introduzir a seqüência de bits, associando um neurônio de uma rede em regime de desordem com cada bit da cedeia. Essa abordagem requer que o número de neurônios da rede controlada seja pelo menos duas vezes maior que a seqüência de bits para obter bons resultados. O valor estipulado para

unesp

controlar os neurônios agora depende da razão entre a quantidade de neurônios da rede controlada pelo comprimento da cadeia de bits.

6.4 Aprendizagem em redes booleanas

O último passo para o reconhecimento é encontrar a melhor rede que classifique os estímulos do ambiente. Para isso precisamos estudar as bases de atração com a melhor capacidade de classificação. É muito provável afirmar que o processo de evolução e aprendizagem foram responsáveis para que os sistemas vivos desenvolvessem suas bases de atração e atratores para classificar os estímulos. Mas nas redes booleanas aleatórias o processo de aprendizagem ainda está sendo formulado. Wuensche (1992) dessenvolveu dois tipos de aprendizagem: a aprendizagem por conexões e a aprendizagem por mutações. Para o autor, o processo de aprendizagem é visualizado pelas alterações no campo de atração. Qualquer entrada externa automaticamente inicia um fluxo dinâmico entre uma cadeia única de estados. Cada estado sucessivo categoriza estados em sua árvore de transição distante do equilíbrio, formando uma hierarquia de categorização, finalizando em um atrator. Como se esculpíssemos o campo de atração, o processo de aprendizagem aprende novas transições pela experiência.

A aprendizagem por conexões consiste em alterar as conexões da rede. Vamos supor que desejamos que o estado Pl (Pl_1, Pl_2, Pl_3,..., Pl_n) seja pré-imagem de A (A_1, A_2, A_3, ..., A_n) e que Bl(B_1, B_2, B_3, ..., B_n) é o sucessor de Pl. Se Pl e A forem escolhidos aleatoriamente, então é bem provável que o vetor Bl possua n/2 bits (B_1, B_2, B_3,..., B_n) diferentes de A. Supondo que B_4 seja diferente de A_4, uma conexão ou mais, se necessária, é movida para uma nova posição. Qualquer resultado de movimento na pseudovizinhança com a saída oposta corrigiria a diferença.

unesp

Esse método é estocástico, pois existem várias possibilidades de corrigir o erro. Se a pré-imagem P1 é muito parecida com A, de acordo com a distância de Hamming, existem poucas diferenças para serem corrigidas e, portanto, a capacidade de aprendizagem aumenta. Segundo Wuensche (1992), pré-imagens, próximas umas das outras, são aparentemente aprendidas por padrão, ou seja, a rede tem capacidade de generalização. O maior problema nesse método de aprendizagem é que sempre que uma pré-imagem é calculada alguma categorização pode ser esquecida. Se várias pré-imagens forem computadas sem que haja esquecimento, o espaço válido para movimentação da conexão reduz para ¼ em cada sucesso de correção.

A aprendizagem por mutação ou mudança de regra altera um bit de uma regra para calcular pré-imagens desejadas. Nesse método, existe uma única solução para computar a pré-imagem. O fato de calcular novas pré-imagens, todavia, não acarreta o esquecimento das pré-imagens anteriores. Segundo Wuensche (1994), não há limite para computar as pré-imagens de um determinado estado e também não há risco de esquecimento de pré-imagens aprendidas. Por outro lado, existem sempre alguns efeitos colaterais em alguma parte das bases de atração da rede. Qualquer método adotado pode criar atratores periódicos, pontuais e árvores de transição de estados.

unesp

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Reflexões Empíricas

Como vimos no capítulo 2, a proposta de Atlan (1998) se compromete quando associa um dispositivo de memória (algum tipo de representação) a rede booleana. Mas isso não tira o mérito de seu trabalho que, a nosso ver, é muito bem sucedido por apresentar a emergência de uma funcionalidade não programada anteriormente. Outra vantagem percebida é a relação que o modelo possui com a teoria da percepção direta de Gibson (1979). Para Atlan (1987), o reconhecimento atua como uma propriedade "ressonante" de uma certa estrutura de rede produzida pela própria dinâmica auto-organizada entre a rede e o sinal externo. De acordo com essa teoria, a percepção do padrão não resulta de uma recepção do sinal e um processamento para aplicação de algum tipo de representação. Ao contrário, o padrão é percebido por algum tipo de "ressonância" entre a estrutura organizacional e o ambiente, o qual, por simplificação do modelo, nesse caso, seria o sinal externo. Uma outra discussão que podemos ressaltar é a de como associar a teoria de Gibson (1966, 1979) com o processamento computacional? Para Gibson, não existe computação no processo da percepção/ação. Na verdade, pensamos que Gibson entende a computação como um processo que envolve representações para descrever o ambiente e através dela direcionar uma ação. Como vimos na abordagem das redes booleanas aleatórias, o processo segue uma abordagem metodológica *bottom-up*, o que difere da abordagem computacional clássica, que é, a nosso ver, o que Gibson entende como computação. Não há como evitar a existência de um substrato simbólico em qualquer abordagem computacional. A diferença principal entre as redes booleanas aleatórias e os sistemas clássicos da IA é que esse substrato se relaciona

unesp

constituindo um sistema no qual a sua dinâmica propicia uma funcionalidade dependente de sua própria dinâmica. E a incorporação dessa rede situada em um ambiente real pode ser a chave para a existência de algum tipo de comportamento intencional.

É neste sentido que podemos caminhar para um conceito de computação mais abrangente. A computação não se reduz à programação simbólica. Podemos explicar um processo físico, químico ou biológico através de atratores e suas trajetórias, ou por equações diferenciais, utilizando uma abordagem *bottom-up* com capacidade emergente (não-programada), ao invés de uma computação com representações. Vale observarmos que, em se tratando de modelagem, não há como escapar das representações. O modelo é uma explicação epistemológica de um fenômeno qualquer. Toda implicação epistemológica requer um observador que utiliza representações para explicar o que percebe. Mas se estamos no nível ontológico, não há representações, pois tiramos o observador do processo. Isso implica que podemos muito bem discordar da frase de Fodor apresentada no capítulo 2. Em outras palavras, estamos sugerindo que a computação deve ser entendida como um processo que pode ocorrer tanto em máquinas como em seres vivos, e até em sistemas físicos e químicos. É muito importante percebermos, que essa linha de argumentação não defende uma posição hiper-computacionalista, em outras palavras, dizer que tudo é computação. Estamos argumentando que a computação participa no processamento de informações que ocorre em um sistema auto-organizado e interativo com o meio ambiente de qualquer natureza, seja ele físico, químico ou biológico.

No último capítulo, apresentamos uma proposta de modelo para a percepção auditiva utilizando as redes booleanas aleatórias. No entanto, as redes booleanas classificam apenas os sinais nos quais ela tem "afinidade", determinados pelo seu campo de atração. Para que a percepção seja ativa e conseqüentemente emergir um padrão intencional no sentido de Freeman, uma outra rede associada aos controles "motores" deve ser criada para apresentar o

unesp

processo de reaferência. A rede que recebe o sinal externo deve controlar a rede motora, para que o sistema possa interagir no meio ambiente. O comportamento produzido pela rede motora, não obstante,deve ser repassado por um sinal de feedback negativo. É uma rede controlando a outra. Algum tipo de aprendizagem não supervisionada deve ser implementado para que a rede receptora perceba a ação. Combinando ajustes de conexões e mudança de regra ao mesmo tempo, pode levar um poderoso método de aprendizado acumulativo em redes booleanas aleatórias. Wuensche (1992) afirmou que as pesquisas futuras em redes booleanas se concentrarão nesse caminho, aplicando algoritmos genéticos para produção de redes com maior capacidade de aprendizagem. Os resultados já podem ser observados nos trabalhos de Dellaert & Beer (2000).

Reflexões Filosóficas

O primeiro objetivo principal proposto inicialmente na introdução é a investigação filosófica sobre o conceito de intencionalidade e a busca explanatória da intencionalidade como um processo físico. Algumas reflexões já foram efetuadas sobre o conceito de intencionalidade, como vimos no final do capítulo 2. No entanto, retomamos a seguinte questão, que se refere ao problema da naturalização: a intencionalidade pode ser explicada por leis naturais? Para explicarmos as qualidades intencionais em um mundo compatível com a visão naturalista, precisamos aplicar algum tipo de redução. Segundo Menuge (2003), os naturalistas propuseram três estilos principais de redução. O mais extremo é o eliminativismo, exemplificado por Paul Churchland. Para Churchland & Churchland (1998), as noções de intencionalidade são problemáticas, pois advêm de nossa falsa teoria do senso comum, a Psicologia Popular. Neste sentido, a cognição pode ser entendida pela totalidade de transformações entre vetores de padrões de ativação neural no cérebro. Nesse contexto, conteúdos intencionais não parecem ter algum papel causal.

unesp

A abordagem conservativa garante a realidade total da intencionalidade, tentando identificá-la com características naturais. A teoria da identidade tipo-tipo segue essa abordagem e afirma que todos os estados mentais são estados cerebrais. A abordagem reformista argumenta que nosso entendimento da intencionalidade contém uma certa quantidade de concepções falsas, que devem ser removidas. O Funcionalismo, que argumenta que os estados mentais são realmente os papéis funcionais por vários estados realizados fisicamente, é o melhor exemplo dessa abordagem.

Existem diversos problemas e dificuldades encontradas no Funcionalismo e na teoria da identidade tipo-tipo (Block, 1978, p. 261-325), o que suscitou teorias alternativas para explicar a intencionalidade, mas sempre confiando suas bases no Fisicalismo, uma visão que tenta compreender qualquer fenômeno por uma Postura Física - que compreende todas as leis da Física. No contexto da intencionalidade, a Física parece incapaz de capturar as qualidades da intencionalidade como o *Aboutness*, no sentido de Searle (1983). O problema da intencionalidade, assim como o da origem da cognição e o da consciência, são *hard-problems*, no sentido de Chalmers (1995), pois resistem aos métodos que tentam explicar tais fenômenos, em termos computacionais e neurais, mesmo que existam, nesses fenômenos, processos computacionais e neurais. É neste sentido que a Ciência Cognitiva vem buscando uma nova abordagem para a explicação desses fenômenos. O Emergentismo e a Teoria da Auto-Organização são boas alternativas para essa discussão, seguindo uma abordagem totalmente sistêmica. Cada vez mais, essa abordagem ganha adeptos em diversas áreas, na tentativa de resolver problemas ainda em aberto. E a única redução que se faz nos emergentismos classificados por Stephan (1998) e na TAO é a premissa Fisicalista, o que compatibiliza tais teorias com a ciência.

Outra problemática que podemos levantar e a que resultará em futuras pesquisas de nosso interesse é sobre a teoria da intencionalidade de Freeman, apresentada no capítulo 2: a

unesp

teoria de Freeman, baseada na neurobiologia, parece insuficiente para explicar a intencionalidade com todas as suas propriedades no sentido de Aquinas: unidade, totalidade e intento. Para Freeman, as propriedades da intencionalidade podem ser explicadas se associadas ao processo circular da percepção e ação. Apesar de ter êxito em associar as propriedades de unidade e totalidade, Freeman não consegue explicar muito bem a propriedade intento. Não há problemas em assumir que a propriedade é um padrão de expectativa responsável por iniciar uma ação. O problema está em explicar de que maneira ela surge. O autor afirma que o processo endógeno parece ter a mesma força que afirmação de Searle sobre a natureza da intencionalidade (1980, p.8): a intencionalidade dos estados mentais é intrínseca aos próprios estados. Não há poder explicativo nas duas afirmações.

Podemos sugerir, uma tentativa, embora ambiciosa, para contornar o problema. Em primeiro lugar, devemos negar a possibilidade do intento ser endógeno. Vamos assumir que ele surge da relação indivíduo/ambiente. Em segundo, vamos associar o conceito de autonomia com o de intencionalidade em uma relação de condição: autonomia como condição necessária para a propriedade intento. Em seguida vamos apresentar a linha de pensamento de Rocha (1998, 2000), Pask (1979) e Cariani (1983, 1989) sobre autonomia.

Segundo Rocha (1998), o comportamento autônomo de um sistema cognitivo é definido pelo seu autocomportamento (*Eingenbehaviour*). A noção de autocomportamento foi apresentada primeiramente por Von Foerster. O autocomportamento é a habilidade que a organização de um sistema tem para classificar o ambiente. Foerster observou que qualquer instância específica de observação efetuada pela organização ainda será o resultado de uma sucessão indefinida de operações sensório-motoras. Neste sentido, as observações não se referem diretamente ao mundo real, mas sim a operações sensório-motoras em algum acoplamento entre sujeito e ambiente. Sendo assim, podemos dizer que a própria dinâmica auto-organizada do sistema, isto é, um conjunto de atratores que levam para um conjunto de

unesp

comportamentos produzidos por ele se encarrega de classificar os ambientes ou estabelecer suas relações semânticas. Para Rocha (1998), o sistema, nesse momento, assume um fechamento semântico entre sistema-ambiente.

Como vimos anteriormente, para que um sistema seja informacionalmente aberto, ou seja, ser capaz de classificar suas próprias interações com o ambiente ou, então, ser capaz de relacionar sua estabilidade externa com a regularidade do ambiente, sua estrutura deve ser alterada, e conseqüentemente seu campo de atração, isto é, proporcionar ao sistema melhor adaptação ao meio que está sempre mudando. Essa alteração pode ser entendida de dois tipos: explícita ou implícita. O controle explícito de sua estrutura corresponde à escolha de uma dinâmica particular para uma determinada tarefa, conhecida como aprendizagem, e no controle implícito o sistema está sujeito a alguma variação de sua estrutura que pode ou não ser eficiente para a realização da tarefa. Aqueles sistemas que conseguem desenvolver a tarefa são selecionados externamente pelo ambiente no qual estão acoplados estruturalmente. Esse acoplamento estrutural é no mesmo sentido de Varela (1987). Rocha (1998) chama essa forma situada e incorporada de auto-organização de auto-organização selecionada, o que implica uma influência ambiental pragmática e parece ser o requisito mínimo para a categorização cognitiva. Esses sistemas, segundo Rocha, atingiram o fechamento pragmático.

Aa auto-organização selecionada ainda não permite a autonomia que o sistema necessita para realizar suas próprias decisões. Para que isso ocorra, o sistema deve causar incoerência no acoplamento com o seu ambiente imposta pela auto-organização selecionada. Rocha sustenta que os sistemas que causam incoerência no acoplamento devem possuir um nível sintático (código) que evolui, responsável por alterar as condições iniciais do sistema. O que Rocha busca é encontrar um sistema que estabeleça um tipo de fechamento semiótico (sintático/semântico/pragmático) entre o ambiente e o sistema para alcançarmos uma autonomia verdadeira. Para Cariani (1987), os sensores e atuadores devem evoluir em

unesp

conjunto com a própria arquitetura da rede para que se alcance essa finalidade. Neste sentido, o sistema teria autonomia suficiente para causar incoerência no acoplamento sistema-ambiente, escolhendo arbitrariamente as suas ações.

Seguindo essa linha de pensamento, nossa suposição é a de que a intencionalidade com as três propriedades: intento, totalidade e unidade existe apenas quando o fechamento semiótico (sintático/semântico/pragmático) se estabelece. Mas a discussão ainda permanece em aberto, pois nessa abordagem ainda não sabemos como o nível sintático emerge dos outros dois anteriores. Por fim, as máquinas não possuem intencionalidade original, pois não existe um modelo mecânico capaz de produzir o fechamento semiótico proposto por Rocha e, por conseqüência, capaz de expressar a intencionalidade com as três propriedades descritas por Aquinas. Esperamos que o desenvolvimento da tecnologia, em conjunto com o estudo interdisciplinar que envolve a Biologia, Filosofia e a Ciência da Computação, superem esse problema no decorrer dos próximos anos.

O presente trabalho é o primeiro passo para compreender a intencionalidade como um fenômeno físico. O próximo passo é integrar o modelo em um sistema de controle, por exemplo, um robô que utiliza técnicas de controle com base teórica na Ciência Cognitiva Dinâmica, mais especificamente as teorias que buscam compreendeer a dinâmica entre cérebro, corpo e mundo (Haselager, 1997; Varella, Thompson & Rosch, 1991; Dellaert & Beer, 2000; Brooks, 1991, Clark, 1997), cada um com o mesmo grau de importância. Como vimos, o ciclo da percepção-ação é essencial para o entendimento do comportamento intencional. Neurobiologicamente, o processo de reaferência confirma a ação intencional. Uma investigação mais aprofundada desse processo é outro objetivo que pretendemos alcançar. Tal investigação proporcionará a construção de um modelo mais próximo de uma percepção mais ativa do que passiva, na qual o sistema possa expressar um comportamento orientado por objetivos determinados pelas próprias interações sensório-motoras de um

unesp

sistema que se auto-organiza. É neste sentido que a dinâmica do corpo (interações sensório-motoras) de um sistema adquire maior importância. Outra importante questão a ser discutida é se o comportamento intencional está presente ou não em outros animais além do ser humano. Freeman (1999) afirma que o processo de reaferência está presente até nas salamandras, o que nos leva a induzir que seres com um grau de evolução igual ou maior que esses animais devem possuir comportamento intencional.

O estudo interdisciplinar deve agir para alcançar as respostas necessárias. Cada vez mais filósofos e cientistas caminham para um entendimento harmonioso nos estudos dos sistemas complexos. Algumas concepções, que não pareciam ter nenhum tipo de conexão, agora se combinam para explicar um mesmo fenômeno. O resultado dessa interação sempre será uma compreensão melhor da realidade.

unesp

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AQUINAS, St. T. *Treatise on Man. In: Summa Theologica.* Revised by Daniel J. Sullivan. Published by Willian Benton. Chicago: Encyclopedia Brittanica, 1952.

ASHBY, W. R. *An Introduction to Cybernetics.* London: Chapman & Hall, 1956.

ASHBY, W. R. *Principles of the sel-organizing System.* Oxford: Pergamon. p.255-278, 1962.

ATLAN, H. *Entre le Cristal it la Fumeé.* Paris, Serif, 1979.

ATLAN, H. *Intentional self-organization. Emergence and reduction:* Towards a phisical theoryof intentionality. Thesis Eleven, Number 52, 1998.

ATLAN, H. *Self-creation of meaning. Physica Scripta* 36, p.563-576, 1987.

BATES, E. *The Emergence of Symbols.* New York: Academic Press, 1979.

BARRIE, J. M.; FREEMAN, W. J.; LENHART, M. *Spatiotemporal analysis of prepyriform, visual, auditory and somesthetic surface EEGs in trained rabbits.* Journal of Neurophysiology, 76, p.1–20, 1996.

BERTALANFFY, L. Von. *General Systems Theory; Foundations, Development; Applications.* New York: George Brazilier, 1968.

BROAD, C. D. *The Mind and its place in Nature.* London, 1925.

CARIANI, P. On the design of devices with ermergent semantic functions. Ph. D. Dissertation, Binghamton, State University of New York, 1989.

CARIANI, P *To evolve an ear: epistemological implications of Gordon Pask's electrochemical devices.* Systems Research 10 (3):19-33, 1993.

unesp

CHALMERS, D. J. *Facing up to the problem of consciousness. In*: HAMMEROFF, S. R.; KASZNIAK, A. W.; SCOTT, A. C. *Toward a science of consciousness*, p. 5–28. Cambridge, MA: MIT Press, 1996.

CHURCHLAND, P. S., SEJNOWSKI, T. *The Computational Brain.* Cambridge MA: MIT Press, 1993.

CHURCHLAND, P. M.; CHURCHLAND, P. S. *On the Contrary: Critical Essays, 1987-1997.* Cambridge, MA: MIT Press, 1998.

CHOMSKY, N. 1986. *A Review of B. F. Skinner's Verbal Behaviour.* Language 35, 1, 26-58, 1959.

DELLAERT, F.; BEER R. D. *A Developmental Model for the evolution Complete Autonomous Agents.* Santa Fe Institute, 1399 Hyde Park, 2000.

D'OTTAVIANO, I. M. L.; FILHO, E. B. *Conceitos Básicos de Sistemas Dinâmicos Caóticos.* Seminários de Auto-Organização do Centro de Lógica, Epistemologia e História da Ciência, Unicamp, Campinas, 2001.

DEBRUN, M. *A idéia de Auto-Organização. In*: DEBRUN, M.; GONZALES, M. E. Q.; PESSOA, JR. *Auto Organização:* Estudos Interdisciplinares. Campinas: Unicamp/CLE, p. 02-23 (Coleção CLE, V.18), 1996.

DENNETT, D. C. *The Intentional Stance.* Cambridge, The MIT Press, 1987.

DESCARTES, R. *Meditações.* Tradução de J. Guinsburg e Bento Prado Jr., São Paulo: Abril cultural, 1979.

DI PAOLO, E. A. *Rhythmic and Non-rhythmic Attractors in Asynchronous Random Boolean Networks.* Biosystems, n.59, p. 185-195, 2001.

DRETSKE, F. *Precis of Knowledge and the Flow of Information*. The Behavioral and Brain Sciences 6, 55-90, 1983.

DRETSKE, F. *Machines and the Mental*. Western Division APA Presidential Press, 1985.

DUPUY, J. P. *Nas origens das Ciências Cognitivas*. Tradução de Roberto Leal Ferreira. São Paulo: Editora da Universidade Estadual Paulista, 1996. Originalmente publicado: *Aux Origines des Sciences Cognitives*. Éditions La Découvert: 1994.

EDELMAN, G. M. *Brigth air, Brilliant fire: On the matter of the mind*. New York, Basic Books, 1992

EL-HANI, C. N.; EMMECHE, C. *Definindo Vida, Explicando Emergência*. Série ciência e Memória n. 2 – CNPQ, 1999.

EL-HANI, C. N.; VIDEIRA, A. A. P. *Causação Descendente,Emergência de propriedades e Modos Causais Aristotélicos*. Theoria, Vol 16, n 41, 2001.

FREEMAN, W. J. *The physiology of perception*. Scientific American, 264, p.78–85, 1991.

FREEMAN, W. J. *Tutorial in neurobiology: From single neurons to brain chaos*. International Journal of Bifurcation and Chaos, n.2, p.451–482, 1992.

FREEMAN, W. J. *Societies of Brains*. Mahwah NJ, Lawrence Erlbaum Associates, 1995.

FREEMAN, W. J. *Three Centuries of Category Errors in Studies of the Neural Basis of Consciousness and Intentionality*. Neural Networks, Vol. 10, No. 7, pp. 1175–1183, 1997

FREEMAN, W. J. *Consciousness, Intentionality and Causality*. Journal of Counsciousness Studies 6, nov/dec: 143-172, 1999.

unesp

FREEMAN, W. J. *Brains Create Macroscopic Order from Microscopic Disorder By Neurodynamics in Perception.* Singapore: World Scientific Publishing Co, pp. 205-219, 2000a.

FREEMAN, W. J. *Brain Dynamics:* Brain Chaos and Intentionality. Sydney Australia: Harwood Academic Publishers, 2000b.

FREEMAN, W. J. *The Neurodynamics of Intentionality in Animal Brains May Provide a Basis for Constructing Devices that are Capable of Intelligent Behaviour.* Ensaio preparado para o Workshop de Métricas para Inteligência no programa de "Desenvolvimento de critérios para Máquinas Inteligentes" do Instituto Nacional de Padrões e Tecnologia (NIST), Gaithersburg MD, 14-16, agosto, 2000c.

FREEMAN, W. J. *Chaotic Resonance* – Methods and Applications for Robust Classification on Noisy and Variable Patterns. International Journal of Bifurcation and Chaos, Vol 11, N. 6, 2001.

FODOR, J. A. *The Language of Thought.* Sussex, Harvest Press, 1975.

FODOR, J. A. *A Theory of Content and Other Essays*. Cambridge, The MIT Press, 1992.

GERSHENSON, C. *Classification of Random Boolean Network.* School of Cognitive and Computer Sciences, University of Sussex, 2000.

GIBSON, J. J. *The Senses Considered as Perceptual Systems.* Boston, MA: Houghton Mifflin Company, 1966.

GIBSON, J. J. *The ecological approach to visual perception.* Boston, MA: Houghton Mifflin Company, 1979.

GROSSBERG, S. *The Link between Brain Learnig, Attention, an Consciousness.* Consciousness an Cognition 8, 1-44, 1999. Article ID ccog. 19998.0372, valido online at <http://www.idealibrary.com>

unesp

HACKING, I. *The Emergence of Probability*. Cambridge: University Press, 1975.

HAKEN, H. *Synergetics: An introduction*. Berlin: Springer, 1983.

HAYKIN, S. *Neural Networks*: A Comprehensive Fundation. Macmillan College Publishing Company: New York, 1994.

HARVEY, I.; BOSSOMAIER, T. *Time Out of Joint*: Attractors in Asynchronous Random Boolean Networks. Proceedings of the Fourth European Conference on Artificial Life (ECAL97), MIT Press , p. 67-75, 1997.

HASELAGER, W. F. G. *Cognitive Science anf Folk Psycology*: The right frame of mind. London: Sage Publications, 1997.

HEBB, D. O. *Organization of Behavior*, Wiley (1949).

KAUFFMAN, S. A. *Anthichaos and Adaptation*. Scientific American, Agosto, 1991

KAUFFMAN, S. A. *The Origins of Order*. Oxford: University Press, 1993.

KAY, FREEMAN & LANCASTER. *Reafference and Attractors in the olfactory system during odor recognition*. International Journal of Neural Systems 7: 489-496, 1996.

KOZMA, R.; FREEMAN, W. J. *Chaotic Ressonance* – Methods and Applications fo Robust Classification of Noisy and Variable Patterns. International Journal of Bifurcatiorn and Chaos, 2000.

LANGTON, C. G. *Studying artificial life with cellular automata*. Physica 22D, p. 120-149, 1993.

KOFFKA, K. *Principles of gestalt* psychology. New York: Harcourt Brace pp. 7, 353), 1935.

LASHLEY, K. S. *Brain mechanisms of intelligence*. Chicago: University of Chicago Press, 1929.

LASHLEY, K. S. *The problem of cerebral organization in vision.* J. Cattell (Ed.), Biological symposia VII , pp. 301–322, 1942.

LEE, D. N., LISHMAN, J. R. *Visual Proprioceptive Control Of Stance*. Journal of Human Movement Studies, 1, p. 87–95, 1975.

LUQUE, B.; SOLÉ, R. V. *Lyapunov Exponents in Random Boolean Networks.* Physica A, n. 284, p. 33-45, 2000.

MARAR, J. F. *Polinômios Potências de Sigmoide (PPS)*: Uma Nova Técnica para Aproximação de Funções, Construção de Wavenets e Suas Aplicações em Processamento de Imagens e Sinais. Recife: Universidade Federal de Pernambuco, 1997.

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. *A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity.* Bull. Math. Biophy.n.**5**, p. 115-133, 1943.

MATURANA, H.;VARELA, F. *The Tree of Knowledge.* New Science Library, 1987.

MENUGE, A. J. L. A critique of Dennett's Evolutionary Account of Intentionality. PCID 2.3.6, October, 2003.

MORENO, A.; UMEREZ, J.; IBANEZ, J. *Cognition and Life.* The Autonomy of Cognition. University of Basque Country, 1999.

MORGAN, C. T. *Psicologia fisiológica.* Tradução de Alcides Gadotti, São Paulo, EPU, Ed. Universidade de São Paulo, 1973.

NEWELL, A. *Physical Symbols Systems.* Cognitive Science, 4, 135-183, 1980.

OOSAWA, C.; SAVAGEAU, M.A. *Effects of Alternative Connectivity on Behavior of Randomly Constructed Boolean Networks.* Physica D, n.170, p. 143-161, 2002.

PASK, G. *Consciousness*. Journal of Cybernetics. 9, p. 211-258, 1979.

PESSOA, JR. *Medidas Sistêmicas e Auto-organização. In*: DEBRUN, M.; GONZALES, M. E. Q.; PESSOA, JR. *Auto Organização*: Estudos Interdisciplinares. Campinas: Unicamp/CLE, p. 02-23 (Coleção CLE, V.18), 1996.

PINES, D. *Emerging Synthesis in Science.* Reading, MA: Addison-Wesley, 1987

PUTNAM, H. *Minds and Machines. Dimensions of Mind.* New York, New York University Press, 1960.

PYLYSHYN, Z. *Cognition and Computation.* Cambridge, MA: MIT Press, 1984.

PRIGOGINE, I. *Dissipative Structures in Chemical Systems.* Intersciences, New York, 1967.

QUINE, W. V. O. *Word and Object.* Cambridge, The MIT Press, 1960.

ROCHA, L. M. *Selected self-organization and the Semiotics of Evolutionary Systems.* Kluwer Academic Publishers, p. 341-358, 1998.

ROCHA, L. M. *Syntactic autonomy, cellular automata, and RNA editing: or why self-organization needs symbols to evolve and how it might evolve them. In: Closure: Emergent Organizations and Their Dynamics*. CHANDLER, J. L. R.; Van de VIJVER, G. Annals of the New York Academy of Sciences, n. 901, p 207-223, 2000.

RYLE, G. (1949). The concept of mind. New York: Barnes and Noble.

SEARLE, J. *Minds, Brains and Programs.* The Behavioural and Brain Sciences, 3, pp 417-424. Cambridge University Press, 1980.

SEARLE, J. *Intentionality.* Cambridge, Cambridge University Press, 1983.

unesp

SHANNON, C.; WEAVER, W. *The Mathematical Theory of Communication*, Urbana: University of Illinois Press, 1949.

SCHWARZER, C. *Matlab Random Boolean Nework Toolbox*. <www.epfl.ch>. Acessado em agosto de 2002.

SILVA, J. *Informação e Auto-organização*. *In*: DEBRUN, M.; GONZALES, M. E. Q.; PESSOA, JR. *Auto Organização*: Estudos Interdisciplinares. Campinas: Unicamp/CLE, p. 02-23 (Coleção CLE, V.18), 1996.

SKINNER, B.F. *O Comportamento Verbal*. São Paulo, Editora Cultrix, 1978.

STEPHAN, A. *Varieties of Emergence in Artificial and Natural Systems*. Karlsruhe: Institut für Philosophie der Univesität Karlsruhe, 1998.

THELEN, E.; SMITH, L. B. *A dynamic Systems Approach to the Development of Cognition and Action*. Cambridge, Massachusetts: MIT-Press, 1994.

TURING, A. M. *On computable numbers with an application to the Entscheidungsproblem*. London Math. Soc. Ser, n. 42, p. 230-265, 1936.

TURVEY, M.; CARELLO, C. *Cognition*: The view from Ecological Realism. Cognition, 10, 313-321, 1981.

VAN GELDER, T. *What might cognition be if not computation?*, Techinical Report 75, Indiana University, Cognitive Sciences: Journal of Philosophy, XCII(7), 345-381, 1992/1995.

VARELA, F. J.; THOMPSON, E.; ROSCH, E. *The embodied mind*. Cognitive science and human experience. Cambridge MA: MIT Press, 1991.

VON NEUMAN, J. *The general and logical theory of automata. In: Cerebral Mechanisms in Behavior*: The Hixon Symposium. L.A. Jeffress, ed., Wiley, p. 1-32, 1951.

VON NEUMAN, J. *The Theory of Self-Reproducing Automata.* (edited by A. W . Burks), University of Illinois Press, 1966.

WIENER, N. *Cybernetics or control and communication in the animal and the machine.* Cambridge, MA: MIT Press, 1948-1961.

WOLFRAM, S. *Statistical Mechanics of Cellular Automata.* Rev. Mod. Phys 55(3), 601-664, 1983.

WUENSCHE, A. *The ghost in the machine: basins of attraction fields of Boolean Random Networks.* Artificial Life III, ed C.C. Langton, Santa Fé Institute Studies in Sciences of Complexity, Addisson-Wesley Readings, M.A, 1994.

WUENSCHE, A. *Discrete Dynamical Networks and their Attractor Basins.* Complexity International 6, Also SFI, Working Paper 98-11-101, 1998.

cm 1 2 3 4 5 6 7 unesp 11 12 13 14 15 16 17 18