

**FÁBIO CERÁVOLO OLIVEIRA**

**CONTRIBUIÇÃO AOS SISTEMAS COMPLEXOS, COM ÊNFASE EM  
FENÔMENOS SOCIAIS.**

Monografia de graduação apresentada ao Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Lavras, na disciplina de Projeto Orientado, como parte das exigências do curso de Bacharelado em Ciência da Computação, para a obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Orientador

Prof. José Monserrat Neto

LAVRAS  
MINAS GERAIS - BRASIL  
2002

**FÁBIO CERÁVOLO OLIVEIRA**

**CONTRIBUIÇÃO AOS SISTEMAS COMPLEXOS COM ÊNFASE EM  
FENÔMENOS SOCIAIS**

Monografia de graduação apresentada ao Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Lavras, na disciplina de Projeto Orientado, como parte das exigências do curso de Bacharelado em Ciência da Computação, para a obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

APROVADA em \_\_\_ de \_\_\_\_\_ de \_\_\_\_\_.

Prof. \_\_\_\_\_

Prof. \_\_\_\_\_

Prof. \_\_\_\_\_

UFLA

José Monserrat Neto

LAVRAS  
MINAS GERAIS – BRASIL

## **Agradecimentos**

- A Deus pelo dom da vida.
- Ao professor José Monserrat pela orientação e amizade compartilhada.
- A todos os professores e funcionários do Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Lavras.
- A todos aqueles que contribuíram direta ou indiretamente para a realização desse trabalho

## **CONTRIBUIÇÃO AOS SISTEMAS COMPLEXOS COM ÊNFASE EM FENÔMENOS SOCIAIS**

### **Resumo**

Este trabalho apresenta um estudo dos Sistemas Complexos com ênfase em fenômenos sociais, passando por várias áreas do campo computacional envolvidas em modelagem de ambientes sociais, com uma aplicação a um modelo educacional.

Foram analisadas as contribuições da Teoria dos Jogos, dos Algoritmos Genéticos e da Inteligência Artificial aos Sistemas Complexos, assim como autores que descrevem passos da modelagem de fenômenos sociais.

Por fim, foi apresentado um modelo introdutório como iniciativa para uma possível ferramenta de análise para relações de ensino e aprendizado e como isso afetaria um ambiente.

## **CONTRIBUTION TO COMPLEX SYSTEMS WITH ENPHASYS IN SOCIAL PHENOMENOS**

### **Abstract**

This work presents a study of Complex Systems turned to social behaviors, going through some areas of the computational field involved in modeling social environments, with an application in an educational model.

It was analyzed the contributions from Game Theory, Genetic Algorithms and Artificial Intelligence to Complex Systems, as well as authors that describe steps in modeling social behaviors.

As a conclusion, we presented an introductory model to a possible analyze tool of relations in teaching and learning and how this would affect the environment.

# Sumário

<b>1. Introdução .....</b>	<b>1</b>
1.1 Motivação.....	3
1.2 Objetivo.....	4
1.3 Descrição do Trabalho .....	4
<b>2. Sistemas Complexos – Características e Componentes .....</b>	<b>6</b>
2.1 Agentes.....	7
2.2 Ambiente .....	13
2.3 Características .....	14
2.3.1 Emergência .....	14
2.3.2 Não Linearidade.....	15
2.3.3 <i>Feedback</i> .....	16
2.3.4 Efeito Dominó.....	16
2.3.5 Blocos de Construção .....	17
<b>3. Teoria dos Jogos.....</b>	<b>19</b>
3.1 Dilema social, tomada de decisão e teoria da cooperação.....	21

<b>4. Algoritmos Genéticos.....</b>	<b>26</b>
4.1 Evolução e algoritmos genéticos.....	27
4.2 Funcionamento dos Algoritmos Genéticos .....	27
4.3 Aplicação dos Algoritmos Genéticos .....	32
<b>5. Inteligência Artificial.....</b>	<b>34</b>
5.1 Utilizando Redes Neurais para simulação social.....	36
5.1.1 Aprendendo uma linguagem .....	38
<b>6. Fenômenos Sociais .....</b>	<b>41</b>
6.1 Simulação Social.....	42
6.2 Modelos baseados em agentes.....	44
6.3 Comportamento social.....	45
6.4 Modelagem.....	48
6.4.1 Regras .....	48
6.4.2 Adaptação por aquisição de crédito .....	51
6.5 Um modelo educacional.....	52
6.5.1 Descrevendo o modelo.....	53
6.5.2 Variáveis .....	54
6.5.3 Interação entre os agentes .....	56
6.5.4 Reprodução .....	57
6.5.5 Conclusão do modelo.....	57
<b>7. Conclusão.....</b>	<b>58</b>
<b>Referência Bibliográfica .....</b>	<b>60</b>

## Lista de Figuras

Figura 2.1 Classificação das ramificações das áreas computacionais .....	7
Figura 2.2 Esquematização de um agente.....	8
Figura 2.3 Regra de comando .....	12
Figura 2.4 Regras liberais .....	12
Figura 5.1 Algumas colônias estáveis do <i>Game of Life</i> , ou <i>Life</i> .....	35
Figura 5.2 Diagrama de uma rede neural artificial .....	37
Figura 6.1 Ilustração do modelo de Holland.....	49
Figura 6.2 Representação do ambiente .....	53

## **Lista de Tabelas**

Tabela 3.1 Pontuação para o dilema do prisioneiro em anos de prisão .....	22
Tabela 3.2 Pontuação para o dilema do prisioneiro em pontos arrecadados .....	23
Tabela 4.1 Estatística de reprodução baseada nas características ok .....	29
Tabela 4.2 Reprodução do cruzamento dos indivíduos .....	30
Tabela 6.1 - Paralelo entre sistemas naturais e sociais .....	42

# Capítulo 1

## Introdução

Neste século, que se avizinha de seu ocaso, a sociedade humana passou por um processo de transição como jamais havia ocorrido em toda sua história. Mudanças radicais ocorreram nos mais variados, senão em todos, setores da atividade humana. Tais modificações ocorreram, notadamente, em função dos tremendos avanços obtidos na ciência e na tecnologia, dois campos que se relacionam numa função de causa e efeito, que se induzem mutuamente num processo evolutivo, e que conduz a sociedade humana a uma espiral de desenvolvimento e aumento de complexidade. Como num jogo de derrubar dominós, todas as demais atividades humanas foram, de alguma forma, envolvidas por esta espiral. As artes, as comunicações, a filosofia não cessam de sentir os efeitos das deflagrações de verdadeiras bombas científico-tecnológicas que ocorrem quase que incessantemente [FOG].

Muitas pesquisas têm se direcionado para a investigação de fenômenos sociais usando modelagem e simulação computacional. Esse novo campo de

estudos sociais tem produzido muitos conceitos e definições como sociedades artificiais, um modelo de sistema multi-agente, simulação social, teoria da emergência, teoria conexionista e outras. Exemplos de modelagem incluem estruturas de ciência acadêmica, sistema de casamento, problemas de segregação, fenômenos sócio-econômicos e outros estudos [MAZ00].

Nos anos 60, algumas questões sobre o mundo começaram a mudar. Uma delas foi de “quais são as partes básicas do mundo?” para “como tudo se encaixa para funcionar de maneira correta?”. Isso levou a uma nova área de pesquisa chamada Sistemas Complexos. Murray Gell-Mann, o físico ganhador do prêmio Nobel em 1969 pela descoberta dos quarks e um dos percussores da nova área, cita como sendo uma das áreas de investigação mais estimulantes do século XXI. Um reflexo disso foi a criação do Instituto Santa Fé, que acomoda cientistas da área de Sistemas Complexos e do qual Gell-Mann faz parte junto com Christopher G. Langton, especialista em vida artificial, o economista W. Brian Arthur e o intelectual Stuart A. Kauffman, e de periódicos como o JASSS (The Journal of Artificial Societies and Social Simulation) já voltado para as áreas sociais.

Por ser uma área nova, ainda não há um consenso dos autores sobre o que seja os Sistemas Complexos, porém podemos identificá-los como sistemas dinâmicos, em sua grande parte imprevisíveis por envolverem um grande número de variáveis em cada modificação que surge no ambiente complexo.

Muito das pesquisas na aplicação de sistemas complexos nas ciências sociais usa agentes simples para explorar aspectos limitados de comportamentos sociais. A incorporação de capacidades de maior ordem, tais como cognição em agentes, tem se mostrado problemático. Influenciada pelas contribuições da Inteligência Artificial, na qual capacidades cognitivas têm sido procuradas, as pesquisas sobre complexidade têm comumente sido tentadas baseada em uma

teoria representacional de cognição [GOL00]. Isso tem provado altos gastos computacionais e dificuldade de implementação.

Com base em Holland [HOL95], a necessidade de criar aproximações que nos dê modelos parecidos com a realidade se torna o maior dos problemas da modelagem. Holland afirma o seguinte: modelagem é “Reconhecer padrões e características retirando regularidades acidentais e detalhes irrelevantes. Cada modelo se concentra em descrever um aspecto selecionado do mundo. Se o modelo é bem feito, há possibilidade de predição e planejamento, revelando novas possibilidades [HOL95].”

Robert Axelrod contribui a essa questão dizendo que os modelos não objetivam criar representações fiéis da realidade, e sim modelos que enriqueçam nosso entendimento dos processos envolvidos. Axelrod acredita que os modelos devem seguir o que ele chama de “KISS” que significa “*keep it simple, stupid*”, ou seja, manter o modelo simples [AXE97].

## **1.1 Motivação**

Devido ao descaso da educação atual, principalmente com o embrutecimento da sociedade, o que vem ocorrendo por vários meios, sejam eles a mídia ou até mesmo as escolas, surgiu a motivação para se utilizar modelos computacionais como forma de analisar esse ambiente e tentar tirar conclusões.

As modificações em diversas ciências, como citou Fernando Fogliano [FOG], representam tamanha influência em nossas vidas e nos leva a perguntas inevitáveis sobre o rumo de nossa sociedade. Sendo a educação um fator-chave em nossas vidas, o estudo da educação sobre o prisma dos sistemas complexos revela uma possibilidade de instrumento de análise.

Vários fatores foram encontrados para se poder ver um sistema educacional de aprendizado e ensinamento como um Sistema Complexo. Um deles é o fato da grandiosidade de questões que envolvem um ação a partir de um aprendizado. Como explicar a maneira que uma pessoa age após ter aprendido algo? E também, qual é o resultado da mistura do que se aprendeu de novo com a história de aprendizado das pessoas?

## **1.2 Objetivo**

O objetivo desse trabalho é fazer um estudo dos sistemas complexos, voltado aos fenômenos sociais, levantando materiais que possam embasar um melhor entendimento da aplicação desses estudos na criação de modelos como instrumento de análise. Algumas áreas que contribuem para a construção de modelos complexos serão examinadas, sendo elas a Teoria dos Jogos, os Algoritmos Genéticos e a Inteligência Artificial.

Objetiva-se também a descrição de um modelo educacional em questões de troca de informação como fontes de aprendizado e de ensino. O modelo se limita a parte conceitual.

## **1.3 Descrição do trabalho**

Este trabalho começa descrevendo as duas partes fundamentais dos sistemas complexos: os agentes e seu ambiente.

Depois detalha-se as principais características dos sistemas complexos, que nos permitirá enxergar o que eles têm em comum, bem como as particularidades que aparecem nos fenômenos sociais.

O passo seguinte é examinar várias as áreas da computação que contribuem para a modelagem dos sistemas complexos.

Por fim, é analisada a prática da criação de modelos, através de aspectos e idéias das simulações de fenômenos sociais e apresentado um modelo descritivo simplificado de agentes em processo de educação e aprendizado.

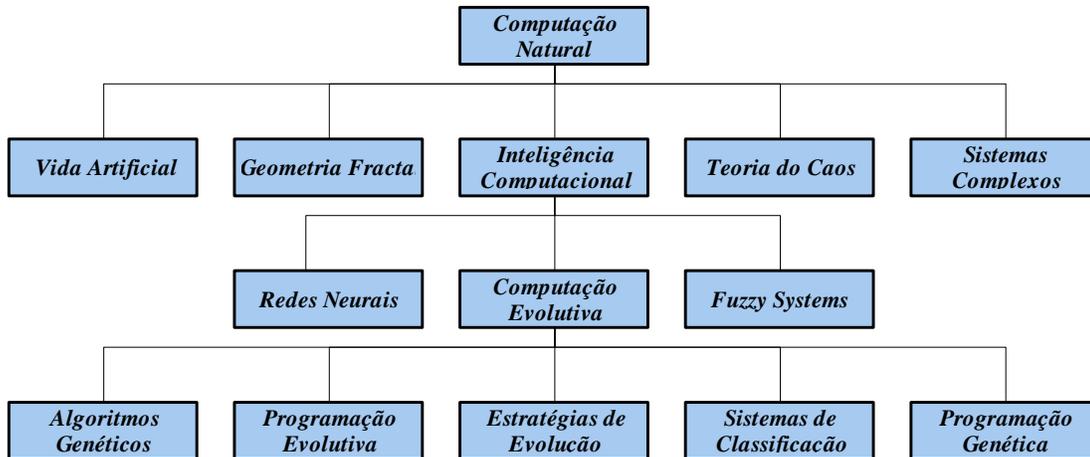
## Capítulo 2

# Sistemas Complexos – Características e Componentes

O estudo dos sistemas complexos, ou sistemas complexos adaptativos (*cas*<sup>1</sup> – *complex adaptative system*), nos últimos vinte anos, vêm revelando uma área promissora, devido ao fato de seus princípios poderem ser adaptados a várias áreas da ciência, como afirma Holland [HOL95]. Este busca uma teoria única que possa ser aplicada a todas essas áreas. Dizemos que o sistema é adaptativo pois são capazes de se adaptar a novas condições que lhe são impostas pelo seu ambiente.

Dentre as áreas científicas, vemos na figura 2.1 a posição dos sistemas complexos nas áreas computacionais.

<sup>1</sup> Apesar de *cas* ser um sigla, o autor a descreve com letras minúsculas. Também o faremos assim.



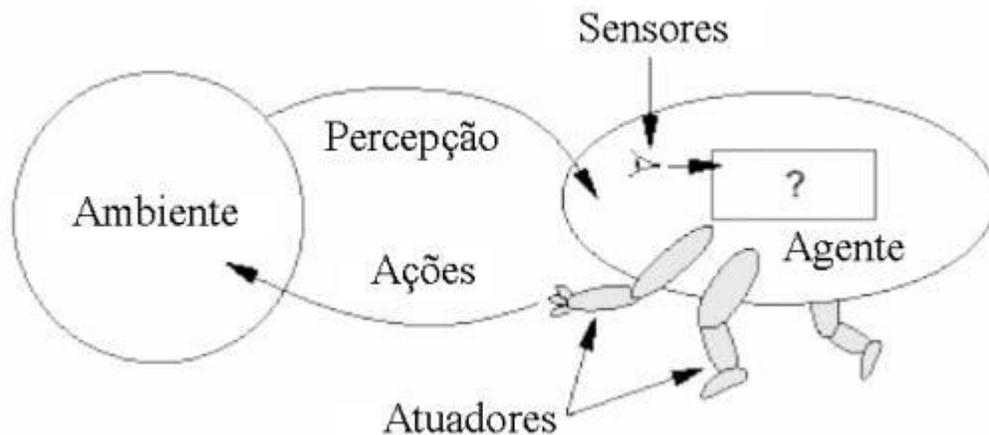
**Fig 2.1 Classificação das ramificações das áreas computacionais [PAL97]**

Vemos a seguir os componentes básicos dos *cas*, que são seus agentes e o ambiente em que eles vivem.

## 2.1 Agentes

Agentes são as unidades básicas que compõe um sistema complexo. Sua definição pode ser bem variada, varrendo uma abrangência de detalhes.

À partir de várias definições, tiramos uma idéia principal de agentes: são unidades que recebem mensagens (estímulos) do ambiente ou de outro agente que esteja dentro do ambiente, processando-as e decidindo como agir a partir delas. O resultado dessa ação será a produção de mensagens para outros agentes ou para o meio.



**Fig. 2.2** Esquematização de um agente

Os agentes não necessariamente devem ser os seres mais abundantes do meio. Vale da definição do modelador de quais serão os objetos de análise. Podemos considerar desde todo o universo até um quark como sendo o nosso agente.

Nenhuma descrição isolada define agentes de forma completa, portanto veremos a seguir várias definições que mostram as idéias de diferentes autores, para podermos entender e analisar a complexidade do tema. Cada autor, ao descrever “agentes” o nomeia e esses nomes precederão as descrições aqui postas.

- **O agente MuBot<sup>2</sup>:** “O termo agente é usado para representar dois conceitos ortogonais. O primeiro é a habilidade do agente para execução autônoma. O segundo é a habilidade do agente de realizar um domínio orientado racional.”

<sup>2</sup> <http://www.crystaliz.com/logicware/mubot.html>

- **O agente AIMA:** Russell e Norvig<sup>3</sup> citado por [FRA96]: "Um agente é qualquer coisa que pode ser visto percebendo seu ambiente através de sensores e ações sobre esse ambiente através de resultados"
- **O agente Maes:** Maes<sup>4</sup> citado por [FRA96]: "Agentes autônomos são sistemas computacionais que habitam um ambiente dinâmico e complexo, sentem e agem nesse ambiente, e fazendo isso realizam um conjunto de objetivos ou tarefas para as quais eles são designados".
- **O agente KidSim:** Smith, Cypher e Spohrer<sup>5</sup> citado por [FRA96]: "Deixe-nos definir um agente como uma persistente entidade de software dedicada a um motivo específico. 'Persistente' distingue agentes de sub-rotinas; agentes tem suas próprias idéias sobre como realizar tarefas, suas próprias agendas. 'Motivos especiais' os distingue de toda uma aplicação multifuncional; agentes são tipicamente menores."
- **O agente Hayes-Roth:** Hayes-Roth<sup>6</sup> citado por [FRA96]: "Agentes inteligentes realizam três funções continuamente: percepção de condições dinâmicas no ambiente; ações para afetar condições no ambiente e raciocinam para interpretar percepções, resolver problemas, desenhar conclusões e determinar ações."
- **O agente IBM<sup>7</sup>:** "Agentes inteligentes são entidades de software que carregam algum conjunto de operações de interesse de um usuário ou

<sup>3</sup> Russell, Stuart J. and Peter Norvig (1995), **Artificial Intelligence: A Modern Approach**, Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall

<sup>4</sup> Maes, Pattie (1995), "Artificial Life Meets Entertainment: Life like Autonomous Agents," *Communications of the ACM*, 38, 11, 108-114

<sup>5</sup> Smith, D. C., A. Cypher and J. Spohrer (1994), "KidSim: Programming Agents Without a Programming Language," *Communications of the ACM*, 37, 7, 55-67

<sup>6</sup> Hayes-Roth, B. (1995). "An Architecture for Adaptive Intelligent Systems," *Artificial Intelligence: Special Issue on Agents and Interactivity*, 72, 329-365

<sup>7</sup> <http://activist.gpl.ibm.com:81/WhitePaper/ptc2.htm>

outro programa com algum grau de independência ou autonomia, e assim fazendo, empregam algum conhecimento ou representação dos objetivos ou desejos dos usuários.”

- **O agente Wooldridge-p; Jennings:** Wooldridge e Jennings<sup>8</sup> citado por [FRA96]: "... um hardware ou (mais usual) sistema computacional baseado em software que gozam das seguintes propriedades:

*Autonomia:* agents operam sem a intervenção direta de humanos ou outros e tem algum tipo de controle sobre suas próprias ações e estado interno;

*Habilidade social:* agentes interagem com outros agentes (possivelmente humanos) através de algum tipo de linguagem de comunicação com os agentes;

*Reatividade:* agentes percebem seus ambientes, (os quais podem ser o mundo físico, um usuário via uma interface gráfica, uma coleção de outros agentes, a Internet ou talvez todos esses combinados) e respondem de maneira oportuna às mudanças que ocorrem neles;

*Pro-atividade:* agentes não apenas agem em resposta aos seus ambientes, eles são capazes de exibir comportamentos em busca de objetivos através de tomada de iniciativa.”

- **O agente SodaBot:** Michael Coen<sup>9</sup> citado por [FRA96]: "Software agentes são programas que engajam em diálogos de negociação e

<sup>8</sup> Wooldridge, Michael and Nicholas R. Jennings (1995), "Agent Theories, Architectures, and Languages: a Survey," in Wooldridge and Jennings Eds., **Intelligent Agents**, Berlin: Springer-Verlag, 1-22

204, Pittsburgh: Carnegie Mellon University

<sup>9</sup> Michael Coen disponível em

<http://www.ai.mit.edu/people/sodabot/slideshow/total/P001.html>

ferência coordenada de informações.”

- **O agente Brustoloni:** Brustoloni<sup>10</sup> e Franklin<sup>11</sup> citado por Franklin [FRA96]: "Agentes autônomos são sistemas capazes de ações autônomas e propositais no mundo real.”

De acordo com as definições propostas pelos autores a respeito dos agentes, podemos notar que uma questão importante envolvendo os agentes é a autonomia, nos fazendo pensar em como dar liberdade a esses agentes, ou seja, no meio social não possuímos escravos, mas pessoas que possam tomar decisões a partir das informações que possui. A criação de um modelo computacional que dê autonomia para os agentes não é trivial. Dirk Nicolas Wagner [WAG00] escreveu sobre essa liberdade dos agentes, dizendo que um agente é livre se ele tem um comportamento futuro imprevisível para o meio ou para ele mesmo.

Wagner ainda falou de algumas regras que os agentes devem possuir dentro de seu meio para contribuir, não só com sua liberdade, mas com a evolução do ambiente.

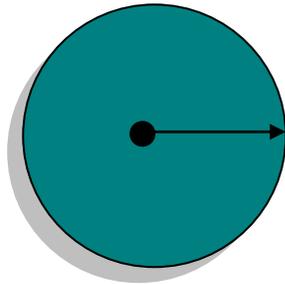
Duas regras são citadas como importantes: o princípio da exclusão onde o agente deve saber seu limite de ação a partir de limites determinados no ambiente. Seria como dois vizinhos e uma cerca que os separassem. Em termos computacionais seriam criptografias, marcas d'águas etc. A outra regra é o princípio do contrato: os homens são propícios a trocar coisas entre si. Esses devem escolher seus parceiros de troca e o contrato deve ser cumprido.

Segundo Wagner, a maioria dos modelos computacionais existentes hoje, também considerando os softwares como modelos computacionais, nada mais faz do que a partir de uma lista de possibilidade determinam uma saída

<sup>10</sup> Brustoloni, Jose C. (1991), "Autonomous Agents: Characterization and Requirements," Carnegie Mellon Technical Report CMU-CS-91-204, Pittsburgh: Carnegie Mellon University

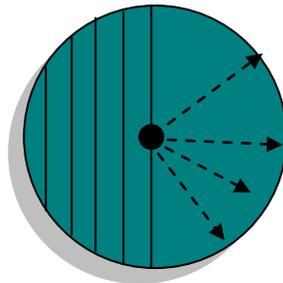
<sup>11</sup> Franklin, Stan (1995), **Artificial Minds**, Cambridge, MA: MIT Press

para uma determinada entrada. Se repetirmos a entrada a saída se repete. Modelos complexos sociais não podem seguir essa filosofia, pois o agente se tornaria mecanizado. Wagner chama isso de regras de comando, e vemos uma ilustração na figura 2.3.



**Fig. 2.3 Regra de comando. Sem imprevisibilidade**

Na figura 2.3 o círculo menor representa o agente; o maior seu ambiente e a seta sua conduta prescrita. É simples vermos que não buscamos modelos dessa forma. O que buscamos é a ação do agente por regras liberais (figura 2.4), como explica Wagner.



**Fig. 2.4 Regras liberais. Imprevisibilidade ocorre naturalmente**

Na figura 2.4 o círculo menor representa o agente; o maior seu ambiente, a área traçada sua conduta proibida (determinada por regras) e as setas tracejadas suas condutas potenciais.

Vemos mais a frente idéias para se dar liberdade aos agentes. Vários problemas são encontrados nessa tentativa, como o alto custo computacional. A medida que o tempo passa no ambiente, é necessário registrar as ações dos agentes e várias características do meio e cada vez mais a necessidade de processamento é maior.

## **2.2 Ambiente**

Falar do ambiente nos sistemas complexos ainda é algo polêmico. Os autores não o citam de maneira específica, mas sempre envolvido com algum outro assunto que desejam relatar sobre os sistemas complexos.

Podemos ver o ambiente como um agente à parte, diferente dos que são definidos em um modelo, e que a estes é atribuída a função de guardar as leis ou as regras a serem seguidas no modelo. Um exemplo são os modelos biológicos nos quais os ambientes definem as condições de sobrevivência e evolução dos agentes.

Uma outra perspectiva é quanto a estaticidade das regras presentes no ambiente. Podemos, por exemplo, considerá-las fixas, ou seja, os agentes não têm como modificá-las. Voltando ao modelo biológico, nenhum ser vivo pode modificar a necessidade de alimentação para a sobrevivência que é imposta pelo seu ambiente. Entretanto, há também modelos que podem ser modelados com ambiente de regras variáveis. Essa idéia se encaixa mais aos modelos sociais. Em um cenário político, leis são criadas dependendo da ação de agentes ou

conjunto deles. Isso modifica a maneira de agir dos agentes pertencentes aos modelos.

Um ambiente com regras que se modificam podem permitir que a evolução dos agentes seja feita, não apenas no sentido de adaptação ao meio, como ocorre nos modelos biológicos, mas também de levar o ambiente a ter uma evolução também. Tal idéia será abordada no modelo proposto nesse trabalho.

## **2.3 Características**

Ao longo dos estudos dos sistemas complexos, foram encontradas várias características comuns a eles que nos ajudam a entendê-los melhor. A seguir, descreveremos algumas dessas características, na tentativa de as localizarmos nos fenômenos sociais. A ordem em que elas são postas não necessariamente significa algum grau de grandeza ou importância.

### **2.3.1 Emergência**

Uma das principais, se não a principal característica dos Sistemas Complexos Adaptativos é a chamada emergência. Nos sistemas sociais essa característica é ainda mais destacada.

Emergência é a idéia de que a soma das partes não é igual ao todo, ou seja, o aparecimento de fenômenos em uma escala maior que aquela de suas partes componentes, e que não pode ser explicado pelo funcionamento de um único componente [NET00]. Isso significa que a interação entre as partes cria esses fenômenos fazendo dela a chave de todo o sistema, fazendo o sistema tomar uma direção.

Como exemplo disso podemos analisar o cérebro humano. Se tivéssemos a descrição de cada neurônio, mesmo assim não conseguiríamos descrever o que é todo o cérebro. A interação entre eles cria as idéias e as informações.

A emergência é responsável pela “explosão” dos sistemas, ou seja, o que era um simples neurônio agora se torna um emaranhado de idéias e pensamentos. Em um jogo de xadrez o número de regras é bem pequeno, porém, provavelmente não tivemos em toda a história um jogo que foi igual ao outro e até hoje vemos novas possibilidades.

### **2.3.2 Não Linearidade**

Em grande parte da física, nas leis de Newton por exemplo, encontramos regras simples, ou seja, em uma equação que envolve aceleração, velocidade e tempo, podemos prever que um objeto com aceleração  $a$  terá velocidade  $v$  após um período de tempo  $t$ . Isso é um claro exemplo de linearidade: podemos fazer previsões futuras apenas consultando o gráfico dessa equação.

Já dentro dos sistemas complexos, essa linearidade não existe. A previsão não se faz apenas somando as partes envolvidas no fenômeno, como descrito na característica de emergência.

Muitos processos encontrados no mundo real que requeiram algum tipo de controle são por natureza não-lineares tendo os seus parâmetros alterados de acordo com as variações do ambiente em que se encontram.

### **2.3.3 Feedback**

O que caracteriza o efeito *feedback* é a idéia da auto-alimentação. É a ação se voltando para o agente. A metáfora mais famosa de um efeito *feedback* é a da bola de neve, onde quanto mais a bola desce, mais ela cresce e esse crescer aumenta sua velocidade, que aumenta seu tamanho e assim por diante [PAL98].

Nos sistemas sociais, toda ação realizada por um agente acaba afetando seu ambiente. O ambiente, por sua vez, influencia o agente e assim sucessivamente. Porém, se a maneira em que o agente influencia o ambiente for “camuflada” de forma a não causar efeito algum no agente, a estrutura deixa de existir.

O fato de estarmos apontando essa estrutura de *feedback* não significa que elas sejam de fácil identificação, muito pelo contrário, normalmente as estruturas de *feedback* são invisíveis e de difícil identificação em um *cas*. Para identificá-las é necessário localizar os padrões concretos do sistema, ou seja, qual efeito aquela estrutura está causando no ambiente. Veja que a ação presente do agente influencia seu estado futuro. Voltando na bola de neve, o seu crescimento contribui ainda mais para o crescimento futuro [PAL98].

### **2.3.4 Efeito Dominó**

A idéia do efeito dominó surgiu exatamente das brincadeiras de se enfileirar dominós uns na frente dos outros para depois derrubá-los e vê-los caindo sucessivamente. O que ocorre nessa característica dos *cas* é o fato de que quando um efeito ocorre, provocado por uma agente, além do agente se modificar, ele desencadeia uma série de outros fenômenos relacionados a ele. Esses fenômenos irão desencadear outros e assim por diante [PAL98].

É esse o fenômeno que identificamos na teoria do caos. A famosa idéia da borboleta que ao bater asas pode estar provocando um tufão em outra parte do mundo leva em conta que ela está derrubando o primeiro dominó da fila, que irá caindo até derrubar o dominó tufão [PAL98].

### **2.3.5 Blocos de construção**

Em situações realísticas, um modelo interno deve ser baseado em amostras limitadas em um ambiente que sempre se renova. Porém, para um modelo ser útil deve-se ter algum tipo de repetição das situações modeladas. Como resolver esse paradoxo? [HOL95]

Nós começamos a responder nossa pergunta através dessa capacidade humana de decompor uma cena complexa em partes. Quando nós fazemos isso, as partes estão longe de arbitrárias. Elas podem ser usadas e reusadas de diversas maneiras. Isso nos faz voltar aos jogos de criança como o lego, em que várias peças pequenas se transformavam em castelos, cidades e pontes [HOL95].

Reusabilidade significa repetição, e isso nos confronta com a criação de novas cenas, elas possuindo repetição. Nós ganhamos experiência através do uso repetitivo dos blocos de construção, mesmo nunca a mesma combinação ter aparecida novamente [HOL95].

A busca por blocos de construção se torna, então, uma maneira de avançar a atividade de modelagem. Em nossa abordagem *botton up*, pegamos os quarks, bloco de construções no nível mais baixo, para formar núcleos, que são os blocos de construção no próximo nível. Os núcleos são combinados e formam os átomos, em seguida as moléculas, organelas, células, e assim por diante [HOL95].

Nós ganhamos uma significativa vantagem quando podemos reduzir blocos de construção de um determinado nível a interações e combinações de blocos de construção em um nível mais baixo; as leis em níveis mais altos derivam das leis dos blocos de construção de níveis mais baixos [HOL95].

Descritos os componentes e as características, serão analisadas algumas áreas que contribuem para os Sistemas Complexos, principalmente no que diz respeito a sua aplicação nas áreas sociais. Começa-se pela Teoria dos Jogos.

## Capítulo 3

# Teoria dos Jogos

A Teoria dos Jogos é uma teoria matemática que lida com características gerais de situações competitivas de maneira formal e abstrata. Ela dá ênfase particular no processo de tomada de decisão dos adversários. Há jogos de diferentes tipos: jogos de duas pessoas com número finito ou infinito de estratégias, e também jogos de um número indeterminado de pessoas, também com estratégias finitas ou infinitas [MAZ00].

Uma estratégia é uma regra pré-determinada que especifica completamente como um agente deve responder a cada circunstância possível, em cada estágio do jogo. Antes do jogo começar, cada jogador sabe as estratégias disponíveis para ele, as disponíveis para seus adversários e a tabela de pontos. A jogada real do jogo consiste em jogadores escolhendo simultaneamente uma estratégia sem saber a escolha de seu oponente [MAZ00].

A Teoria dos Jogos contribuiu de maneira significativa para a simulação de sistemas sociais, principalmente nas áreas econômicas, Teoria Política, Teoria

da Evolução, Filosofia Moral, Psicologia Social e Sociologia. A idéia é simples: ver o mundo como um jogo, onde há competição, interesse próprio, interação e construção baseada em um modelo pré-definido [CON97].

Segundo Rosaria Conte, os méritos da teoria dos jogos são:

- a introdução de situações sociais (“jogos”) de forma sintética e significativa que permita heurísticas e experimentos claros;
- o uso de noções formais e sonoras, bem-vindas em disciplinas freqüentemente baseadas em noções vagas e razão informal;
- pelo fato dessas noções formais e cenários serem particularmente aptos para simulação computacional, a Teoria dos Jogos deu um contribuição significativa para o sucesso da simulação nas ciências sociais que agora podem ser consideradas como o “método experimental” dentro dessas ciências;
- o caráter de sua heurística: i.e a identificação de um hospedeiro (ou agente) de problemas cruciais para a teoria social (dilemas sociais, ações livres e trapaça, reciprocidade, formação de coalizões, reputação, emergência de normas);
- sua tentativa de resolver as micros e macros relações, base dos fenômenos sociais e coletivos em interesses, escolhas e comportamentos individuais (mesmo não sendo essa solução reducionista e individual suficiente);
- seu poder preditivo e explicativo, o que é particularmente notável quando comparável com a grande maioria de modelos descritivos. Não é de se espantar que os estudos sociais da inteligência artificial são tão atraídos pelos paradigmas da teoria dos jogos: é formal, é simples, é bem sucedida, é ideal e normativa. Por isso, parece encaixar particularmente bem no desenvolvimento de sistemas artificiais em interação, que deve ser razoavelmente racional.

- de alguma maneira, a teoria dos jogos tem sido a base para os sistemas multi-agentes. De fato, sistemas multi-agentes têm que ser definidos como sistemas que permitam cooperação e competição entre agentes autônomos e possivelmente heterogêneos. Agentes são realmente autônomos quando eles têm seus próprios objetivos e subordinam a adoção de outros objetivos para suas próprias conquistas. Em outras palavras, agentes socialmente autônomos são auto-interessados, eles possuem suas próprias finalidades e objetivos.

### **3.1 Dilema social, tomada de decisão e Teoria da Cooperação**

Uma questão importante a respeito da representação de agentes sociais é o fato de que a evolução do meio raramente é buscada, dando lugar a evolução individual de cada agente. Essas diferentes evoluções dependem das decisões tomadas pelos agentes. Pode-se decidir em dividir e separar a evolução entre o meio e o agente. Pode-se também deixar de lado o meio e deixar o agente levar todo o crédito. E assim várias opções são criadas. Para ilustrar o que foi explicado, veremos a seguir um jogo chamado “O Dilema do Prisioneiro”.

O jogo se faz da seguinte maneira<sup>12</sup>:

Você e seu cúmplice foram arrastados até a delegacia de polícia e colocados em celas separadas. O promotor diz a você que a polícia possui evidência suficiente para mandá-los para trás das grades por um ano, mas não o bastante para uma condenação mais pesada. Porém, se você confessar e concordar em depor contra seu cúmplice, você ficará livre por ter colaborado, e ele irá para a cadeia por três anos. Já se ambos confessarem o crime, os

<sup>12</sup> <http://www.geocities.com/Athens/4539/dilema.html>

tiras não precisarão de sua cooperação e cada um sofrerá uma pena de dois anos. Você é levado a acreditar que a mesma proposta está sendo feita ao seu parceiro. O que você faz?

Esta é uma versão simples do "dilema do prisioneiro", um problema famoso na teoria do jogo definido como a matemática da decisão. Talvez você não tenha sido preso nos últimos tempos e esteja se perguntando por que deveria se preocupar com isso. Na verdade, não é preciso procurar muito longe para achar outros dilemas do prisioneiro na vida diária. Se tiver chance, você fura uma fila? Qual é sua reação àquelas insistentes campanhas de doação de sangue veiculadas em rádio e televisão? Você lida com os seus problemas no escritório através da omissão ou da responsabilidade? Em cada caso, você se defronta com um problema similar ao do prisioneiro: você realmente se sai melhor ao optar pelo comportamento egoísta?

O dilema é que a escolha não pode ser feita no terreno puramente racional. Para ver o porquê, vamos retornar ao nosso cenário inicial. Olhando por um lado, você se sai melhor confessando mas, por outro lado, você se sai melhor ficando quieto. Aqui estão as possibilidades organizadas em ordem:

	<b>Parceiro fica calado</b>	<b>Parceiro confessa</b>
<b>Você fica calado</b>	1 ano para você	3 anos para você
	1 ano para parceiro	0 anos para parceiro
<b>Você confessa</b>	0 anos para você	2 anos para você
	3 anos para parceiro	2 anos para parceiro

**Tabela 3.1 Pontuação para o dilema do prisioneiro em anos de prisão**

Esse jogo nos dá uma idéia de que a tomada de decisão nos sistemas sociais leva em consideração muito mais do estado do agente, mas influencia todos aqueles que estão envolvidos na decisão.

Uma outra versão desse jogo é apresentada por Axelrod [AXE97]. A questão levantada nessa versão é: cooperar ou não? Se vemos a questão em termos de benefícios, considerando que, ao invés de anos de prisão, teremos pontos arrecadados, caímos em um dilema, pois o agente ganha mais se não cooperar, porém se ambos cooperassem ambos lucrariam com a decisão. Vejamos a ilustração na tabela 4.2.

	<b>Seu parceiro coopera</b>	<b>Seu parceiro não coopera</b>
<b>Você coopera</b>	3 pontos para você	0 pontos para você
	3 pontos para seu parceiro	5 pontos para seu parceiro
<b>Você não coopera</b>	5 pontos para você	1 ponto para você
	0 pontos para seu parceiro	1 ponto para seu parceiro

**Tabela 3.2 Pontuação para o dilema do prisioneiro em pontos arrecadados**

A tabela mostra o seguinte: se ambos cooperarem eles ganham uma recompensa de 3 pontos cada um por terem cooperados mutuamente. Caso um coopere e o outro não, o que não cooperou tira proveito da cooperação do outro e ganha mais pontos. O parceiro fica tentado a não cooperar quando o outro coopera. Já se ambos não cooperam eles tem apenas 1 ponto cada um como punição por não terem cooperado.

Axelrod promoveu um concurso do Dilema do Prisioneiro onde vários estudiosos da Teoria dos Jogos enviariam seus programas que seriam testados por vários cientistas de diversas áreas diferentes. Cada programa seguia sua estratégia, ou seja, como agir perante cada situação. Os competidores se

encontrariam várias vezes para realizar suas jogadas. A estratégia que ganhou foi a mais simples: cooperar na primeira rodada e então fazer tudo o que o adversário fizer. É baseado no estudo desta estratégia que a Teoria da Cooperação se desenvolve.

Com base nas características da estratégia vencedora, as propriedades para o sucesso são:

- **Bondade** - uma vez que o jogador sempre começa cooperando, ele evita entrar em problemas desnecessariamente.
- **Reciprocidade** - o fato de agir da forma como o outro agiu na jogada anterior, desencoraja a oposição, já que esta será retaliada.
- **Perdão** - retribuir cooperação, mesmo tendo havido uma oposição anterior, ajuda a restaurar a cooperação mútua.
- **Clareza** - faz a estratégia inteligível para o outro jogador, evitando retaliações por atitudes mal compreendidas.

Uma vez satisfeita a necessidade de que a interação não seja esporádica, ou seja, os jogadores se encontrarem várias vezes, a cooperação pode ser promovida através de variações nas recompensas ou custos para cada atitude, ou ainda por meio da ética. Neste sentido, Axelrod [AXE90] dá alguns conselhos:

- **Mudar a recompensa ou o custo esperado por uma determinada ação.** Grandes mudanças podem até fazer com que a situação deixe de ser um dilema.
- **Ensinar as pessoas a se importarem com os outros.** Altruísmo é um motivo para a ação.
- **Ensinar reciprocidade.** Retribua tanto a cooperação quanto a oposição, evitando ser explorado. Mas a retribuição de uma oposição deve ser mais branda para evitar retaliações intermináveis e o fim da possibilidade de qualquer cooperação. Deve ser apenas na medida da punição pela tentativa de explorar o outro, e não da vingança.

- **Melhorar a capacidade de reconhecimento.** Capacidade de reconhecer o outro de interações passadas, permitindo que aja com reciprocidade.

O que Axelrod propõe encaixa em várias questões sociais e é de grande valia na tomada de decisão dos agentes. Se houver uma cooperação mútua, o sistema evoluiria como um todo, porém, se aproveitar da cooperação alheia desbalancearia o ambiente.

Vimos aqui a importância da teoria dos jogos na tomada de decisão que são constantes nos modelos sociais. No próximo capítulo veremos o papel dos Algoritmos Genéticos no que se refere a adaptação e desenvolvimento.

## Capítulo 4

# Algoritmos Genéticos

Quando tratamos de adaptação e evolução em vidas artificiais, temos que nos voltar para os algoritmos genéticos (AGs).

Segundo Palazzo e Castilho, um AG é um modelo de aprendizado de máquina que deriva o seu comportamento a partir de uma metáfora do processo evolutivo natural. Isto é obtido pela criação em um computador de uma população de indivíduos representados por cromossomas, em essência um conjunto de *strings* de caracteres análogos aos cromossomas de quatro bases (timina, guanina, adenosina e citosina) existentes no DNA natural. Os indivíduos na população são então submetidos a um processo de evolução.

## 4.1 Evolução e algoritmos genéticos

John Holland, da Universidade de Michigan começou seu trabalho em AGs no começo dos anos 60. Ele possuía dois objetivos: melhorar o entendimento do processo natural de adaptação e desenvolver sistemas artificiais com propriedades similares aos sistemas naturais [REN00].

A idéia básica que Holland levantou é a seguinte: a genética de uma dada população contém a solução ou uma melhor solução para um dado problema adaptativo. Essa solução não está ativa porque a combinação na qual ela implica está dividida entre várias características. Apenas a associação de genomas diferentes pode levar à solução [REN00].

O método de Holland é especialmente efetivo porque ele não considera apenas o papel da mutação, mas ele utiliza especialmente recombinação genética (*crossover*). Essas recombinações, o *crossover* de soluções parciais, aumentam consideravelmente a capacidade do algoritmo de aproximação em se dirigir a uma solução ótima, ou mesmo a adaptação de um agente ao meio em que ele “vive”.

## 4.2 Funcionamento dos algoritmos genéticos

O Ph.D Jean-Philippe Rennard [REN00] descreveu um exemplo sobre as etapas da evolução, tanto na biologia, como a usada nos AGs.

Havia uma espécie de baleia, chamada *Basilosaurus* que media cerca de 15 metros e pesava 5 toneladas. Ela possuía patas posteriores e se movia através de movimentos ondulatórios. Seus membros anteriores eram reduzidos a pequenas nadadeiras com articulações como os cotovelos.

Movimentos em um elemento viscoso, como a água, são difíceis e requerem um grande esforço. É preciso ter energia suficiente para se mover e controlar sua trajetória. Os membros anteriores do *Basilosaurus* não eram realmente adaptados a natação. Para adaptá-los, um fenômeno duplo deve ocorrer: o encolhimento do “braço” com o travamento da articulação e o alongamento dos dedos, os quais irão constituir a base da estrutura da nadadeira.

Para tal adaptação ocorrer, muitos e muitos anos se passaram, várias gerações vieram e aos poucos a modificação foi ocorrendo para adaptar o animal ao ambiente em que ele vive. A questão é: como esse processo se realizou?

Vamos pegar uma simplificação para exemplificarmos o funcionamento de um algoritmo genético. Os cromossomos codificam um grupo de características. Genes codificam a ativação ou desativação da característica.

Vamos examinar a genética de quatro *Basilosaurus* pertencentes a esse mundo. Consideraremos os “cromossomos” que codificam os comprimento dos membros anteriores. O comprimento da pata e dos dedos é codificado por quatro genes (para efeito de simplificação): os dois primeiros codificam a pata e os outros dois os dedos.

Em nossa representação do genoma, o círculo com fundo azul descreve a ativação da característica, o “x” em fundo verde significa a desativação. O genoma ideal (patas curtas e dedos compridos) é:



A genética de nossa população é a que segue:

Basilosaurus A

Basilosaurus B

Basilosaurus C 

Basilosaurus D 

Podemos notar que A e B são os mais próximos de seus ancestrais; eles possuem patas relativamente longas e dedos curtos. Ao contrário, D é o mais próximo do ótimo. Ele só precisa um pequeno aumento de seus dedos.

Esse é um mundo peculiar, onde a habilidade de se mover é o principal critério de sobrevivência e reprodução. Nenhuma fêmea aceitaria facilmente “se casar” com um basilosaurus cuja pata se parecesse com A. Mas elas sonhariam em um dia encontrar D.

Essa disposição é fácil computar: nós apenas precisamos dar um ponto para gene que corresponda ao ideal. O genoma perfeito nos daria 4 pontos. A probabilidade de reprodução de uma dada característica dependerá diretamente a seu valor. Em nosso caso, teremos os seguintes resultados:

Indivíduo	Característica OK	Probabilidade de Reprodução
A	1	$1/7 = 0,143$
B	1	$1/7 = 0,143$
C	2	$2/7 = 0,286$
D	3	$3/7 = 0,428$
Total	7	$7/7 = 1$

**Tabela 4.1 Estatística de reprodução baseada nas características ok**

Nós consideraremos um ciclo de reprodução com 4 descendentes. D será escolhido as 4 vezes e então dará 4 descendentes. C será escolhido 2 vezes e dará 2 descendentes. Finalmente, A e B serão escolhidos apenas 1 vez.

Indivíduos	Genes recebidos	Genoma	Características OK	Probabilidade de Reprodução
A'	A:  D: 		2	2/10 = 0,2
B'	B:  D: 		2	2/10 = 0,2
C'	D:  C: 		3	3/10 = 0,3
D'	C:  D: 		3	3/10 = 0,3
Total			10	10/10 = 1

**Tabela 4.2 Reprodução do cruzamento dos indivíduos**

Durante a reprodução, os *crossovers* ocorrem em lugares aleatórios. A conexão entre o grau de adaptação e a probabilidade de reprodução leva a um aumento da média de características que são boas em nosso caso.

Durante o próximo ciclo de reprodução, C' e D' terão um descendente em comum:

$$D': \text{  } + C': \text{  } = \text{  }$$

Nosso novo indivíduo herdou o genoma esperado: suas patas agora são nadadeiras. A partir do exemplo descrito por Rennard, chega-se aos princípios dos AGs:

1. Codificação do problema em *strings* binárias;
2. Geração randômica da população. Esta incluem grupos de genes representando possíveis soluções;
3. Cálculo dos genes corretos para cada indivíduo. Dependerá diretamente na distância para a solução ótima;
4. Seleção dos indivíduos que mais se adaptarem a solução ótima;
5. Introdução de mutações (alteração de um gene específico) e *crossovers*;
6. Voltar ao ponto 3.

Quando um AG é implementado, isto é usualmente feito da seguinte maneira: avalia-se a adequação de todos os indivíduos na população considerada. Cria-se uma nova população por meio da execução de operações tais como *crossover*, reprodução proporcional à adequação e mutação. Descarta-se a população original e repete-se o ciclo usando a nova população. Cada nova iteração neste laço denomina-se uma geração. A primeira geração (geração zero) desse processo opera sobre uma população de indivíduos aleatoriamente produzidos. Daí em diante as operações genéticas, usando o conceito de adequação, são empregadas visando o aprimoramento da população. [PAL97]

*Crossover* é a base dos algoritmos genéticos, havendo porém outros operadores como a mutação. Na verdade, a solução desejada pode ocorrer não por estar presente dentro de um conjunto de genes, mesmo esse sendo extenso. Mutações permitem a emergência de novas configurações genéticas, o que aumentam as chances de se achar a solução ótima [REN00].

Na prática, portanto, pode-se implementar o modelo genético de computação através de *arrays* de bits ou caracteres representando os cromossomas. Operações simples de manipulação de bits permitem a implementação de *crossover*, mutação e outras operações. Apesar de haver um

considerável esforço de pesquisa sobre *strings* de tamanho variável e outras estruturas, a maior parte do trabalho com algoritmos genéticos utiliza *strings* de caracteres de tamanho fixo. Deve-se destacar também que o emprego de *strings* de caracteres de tamanho fixo caracteriza os AGs, diferenciando-os da área de Programação Genética (PG), que não possui uma representação fixa e onde tipicamente não há a codificação dos problemas [PAL97].

### 4.3 Aplicações dos Algoritmos Genéticos

A utilização da filosofia dos AGs nos *cas* é de grande valia nos modelos biológicos, exatamente por provir deles. Atualmente, muito se tem falado na adaptação desse modelo para os sistemas sociais, devido ao fato de valorizar a adaptação e a evolução dos indivíduos (ou agentes) no meio em que eles vivem [HOL96]. Melaine Mitchell [MIT96] cita várias aplicações dos AGs.

- **Otimização:** AGs têm sido usados em uma vasta variedade de tarefas de otimização, incluindo otimização numérica e problemas de otimização combinatória tais como definir quadro de horário para empresas e escolas;
- **Programação automática:** AGs têm sido usados para desenvolver programas de computadores para tarefas específicas e para desenvolver outras estruturas computacionais tais como autômatos celulares;
- **Aprendizado de máquina:** AGs têm sido usados para várias aplicações de aprendizado de máquina, incluindo classificação e tarefas de predição, tais como previsão do tempo ou estrutura de proteína. AGs também são usados para desenvolver aspectos

particulares de sistemas de aprendizado de máquina tais como os pesos das redes neurais e sensores para robôs;

- **Economia:** AGs têm sido usados para modelar processos de inovação, o desenvolvimento de estratégias em leilões e a emergência de mercados econômicos;
- **Sistemas imunológicos:** AGs têm sido usados para modelar vários aspectos dos sistemas imunológicos naturais, incluindo mutação somática durante a vida de um indivíduo e a descoberta de famílias multi-gene durante o tempo evolucionário;
- **Ecologia:** AGs têm sido usados para modelar fenômenos ecológicos como coevolução de parasitas, simbiose e o fluxo de recursos;
- **Genética de populações:** AGs têm sido usados para estudar questões na genética de populações como “Sobre quais circunstância um gene para recombinação evoluirá?”;
- **Evolução e aprendizado:** AGs têm sido usados para estudar como o aprendizado de indivíduos e evolução de espécies afetam uns aos outros;
- **Sistemas sociais:** AGs têm sido usados para estudar aspectos evolucionários dos sistemas sociais tais como a evolução do comportamento social em colônias de insetos e, de forma generalizada, a evolução da cooperação e comunicação em sistemas multi-agentes.

As utilizações dos AGs se mostram eficientes quando tratamos de evolução, adaptação e previsão, o que é de fundamental importância na modelagem de sistemas sociais.

## Capítulo 5

# Inteligência Artificial

Quando lidamos com os *cas* como modelo representando o comportamento social pensamos logo na criação de agentes que ajam comportamentalmente como os seres humanos. Logo nos vem à cabeça o termo vida artificial. A vida artificial é colocada como uma simulação de um processo biológico para se elaborar programas ou sistemas automatizados de simulação.

Tudo começou com John Von Neumann com a criação do termo “autômato celular”, a base da vida artificial. Von Neumann foi o primeiro a propor um sistema para se reproduzir vida como resultado de regras simples [RIZ97].

Um autômato celular é uma cadeia de células que interagem com suas células vizinhas. Estas cadeias podem alcançar qualquer dimensão. Cada célula tem seu próprio estado que pode ser uma variável, propriedade ou outra informação. Recebendo entradas de células conectadas ou mensagens gerais, a célula usa seu próprio conjunto de regras para determinar qual seria sua reação.

Esta reação é uma mudança de estado e pode ser também um gatilho para enviar suas próprias mensagens. Essas mensagens são passadas para as outras células selecionadas que começam a agir de forma similar [RIZ97].

Um famoso autômato celular foi criado em 1970, quando um jovem matemático chamado John Horton Conway criou um autômato celular chamado *Game of Life* ou Jogo da Vida. Nesse jogo, composto por um ambiente bidimensional, cada coordenada, ou célula, representa um agente. Caso ela esteja “acesa” a célula está “viva”. Se estiver “apagada” a célula está “morta”.

As regras que seguem esse autômato são bem simples:

- se três células vizinhas a uma morta estiverem vivas, essa se torna viva (nascimento);
- uma célula viva com duas ou três células vizinhas também vivas permanece viva (sobrevivência)
- Em todos os outros casos, uma célula morre ou permanece morta (superpopulação ou solidão).

Tal jogo mostra que o próximo estado de cada posição ocupável por célula é função dos estados anteriores de suas vizinhas e dela própria.

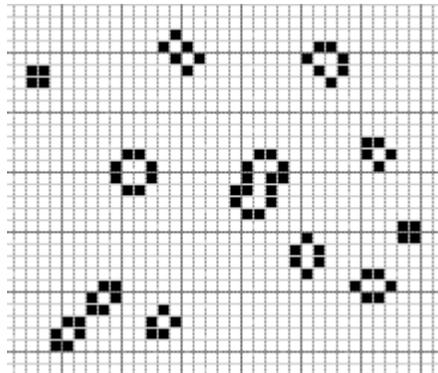


Fig. 5.1 Algumas colônias estáveis do *Game of Life*, ou *Life*

John Conway realmente acredita em seu modelo e afirma: "É sem dúvida verdade, que em uma escala suficientemente grande, Life geraria configurações vivas. Genuinamente vivas, evoluindo, reproduzindo, buscando territórios. Em um quadro suficiente, não há dúvida de que isso ocorreria.". Não obstante, Conway provou que o *Life* possui poder computacional total. Para cada máquina de Turing, existe uma disposição de células no *Life* equivalente. Se Conway estiver correto quanto à possibilidade de vida evoluir em seu modelo, está aberta a possibilidade da evolução de estruturas que de alguma maneira comportam-se como código genético. Poderemos ver predadores e presas; com alguma sorte, veremos o primeiro cérebro e a primeira mente [SCH].

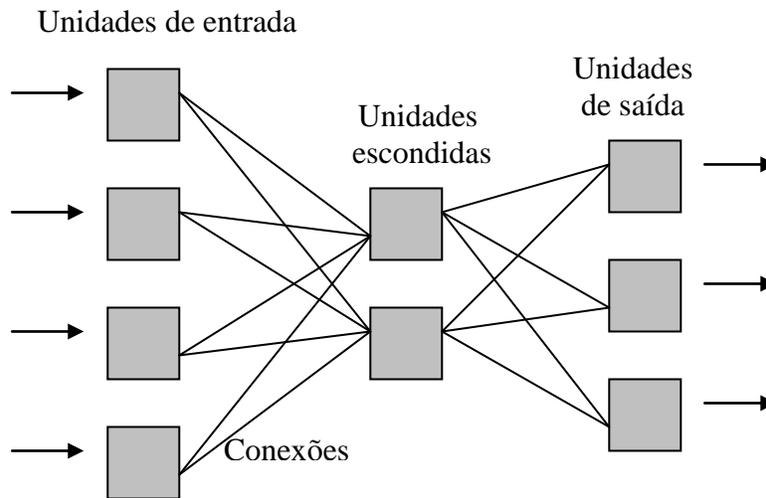
Ao longo de quase 30 anos de pesquisa por diversos cientistas, foram descobertas e nomeadas diversas estruturas de complexidade variável no *Game of Life*. Algumas estruturas encontradas chegam a ter 4000 células. Foram encontradas diversas estruturas entre as quais as que simulam funções lógicas, as que se comportam como memória e as que se deslocam no espaço [SCH].

O autômato de Conway nos mostra a possibilidade de termos situações complexas em modelos extremamente simplificados.

## **5.1 Utilizando Redes Neurais Artificiais para simulação social**

Uma rede neural artificial consiste de três ou mais camadas de unidades dispostas de maneira que cada unidade de uma camada se conecta a todas as unidades da camada adjacente. Cada conexão tem um peso numérico associado. A primeira camada de unidades é conhecida como a camada de entrada, e esta recebe estímulos do ambiente. A última camada é a de saída que emite a resposta da rede. No meio estão uma ou mais camadas escondidas. As camadas escondidas pegam os sinais que elas recebem das unidades da camada anterior,

processam-os e geram um sinal de saída, o qual é transmitido para a camada seguinte. Na figura 5.2 vemos a ilustração de uma rede neural artificial. [GIL99]



**Fig. 5.2 Diagrama de uma rede neural artificial**

O processamento dos sinais para chegar a próxima camada é chamado de ativação da unidade. Para todas as unidades, exceto as da camada de entrada, a ativação depende do valor das entradas que a unidade recebe, os pesos associados com cada uma de suas conexões de entrada e uma função matemática (a função de ativação) a qual é usada para calcular a ativação resultante de todos os pesos e entradas das unidades [GIL99].

Para a rede funcionar de maneira correta, é necessário treiná-la. O treinamento envolve o ajuste dos pesos das conexões entre camadas para que a saída correta seja obtida para cada entrada. Isso é feito por um processo chamado de *backpropagation*, ou retropropagação de erro. É um processo mecânico que não envolve nenhum tipo de entendimento da rede das entradas que recebe. Para treinar uma rede é preciso um grande conjunto de dados de

treinamento, ou seja, exemplo dos padrões que a rede deve reconhecer. Começando com pesos aleatórios atribuídos as conexões, a rede é repetidamente alimentada com os dados de treinamento para processar, e os pesos são ajustados para que a rede seja capaz de reconhecer os exemplos de treinamento corretamente.[GIL99]

### 5.1.1 Aprendendo uma linguagem

Para as pessoas se comunicarem é preciso que haja uma linguagem em comum entre elas, ou seja, ambos identificam símbolos e os interpretam de uma mesma maneira. Na nossa sociedade, a linguagem de fácil identificação são as palavras e os sons. Entretanto, há outras áreas sociais em que um diferente tipo de linguagem aparece. Quando pessoas fazem distinções de status, elas estão se utilizando de uma interpretação para os símbolos que se atribuem ao status e tendo um consenso a respeito desses símbolos.

Um número de lingüistas, psicólogos e sociólogos têm se perguntado como surgem as linguagens. A versão mais extrema desse problema pode ser colocada da seguinte maneira: imagine um grupo de agentes sem uma linguagem em comum que desejam se comunicar. Como eles poderiam desenvolver uma linguagem a partir de nada sem um agente externo os ensinando palavras e seus significados? Esse é um problema para qual os autores Hutchins e Hazlehurst<sup>13</sup>, citados por Nigel Gilbert [GIL99], propõe uma solução usando um modelo baseado na interação de redes neurais artificiais.

<sup>13</sup> Hutchins, E and Hazlehurst, B. (1995) **How to Invent a Lexicon: the Development of shared symbols in Interaction.** In N. Gilbert and R. Conte (eds), *Artificial Societies: The Computer Simulation of Social Life*, pp. 157-189. UCL Press, London

As redes usadas são de um tipo especial chamadas auto-associativas. Nesses tipos de rede, o padrão desejado na saída deve ser o mesmo da entrada. Quando treinadas, o padrão de ativação das unidades escondidas se tornam uma codificação eficiente de qualquer regularidade nos dados de entrada. Em outras palavras, as unidades escondidas são capazes de distinguir as características críticas que fazem as entradas serem de diferentes tipos. Isso é válido para o desenvolvimento de uma linguagem, porque essas codificações poderiam corresponder aos diferentes símbolos para descrever as entradas.

Hutchins e Hazlehurst desenvolveram essa idéia com uma rede auto-associativa para modelar cada agente em população comunicável. As redes têm uma camada de entrada com 36 unidades, duas camadas escondidas com quatro unidades cada e uma camada de saída com também 36 unidades. As entradas da rede são vistas como codificações de cenas visuais (a camada de entrada é o olho do agente). A ativação da segunda camada escondida são consideradas a representação verbal da cena visual da entrada, ou seja, o símbolo gerado para cada cena. No treinamento da rede, cada camada é apresentada com 12 padrões binários de 36 bits, correspondente a codificação de 12 cenas visuais (no exemplo deles foram fases da lua). Uma rede treinada é capaz de distinguir entre essas 12 cenas e refletir isso nos padrões de ativação na segunda camada escondida. Se simplesmente fosse introduzido o mesmo conjunto de padrões binários representando as 12 cenas para um número dessas redes, cada uma aprenderia a fazer distinções entre as cenas, mas a ativação deles seria diferente, ou seja, os símbolos que representassem cada cena não seriam os mesmos.(dependeriam da configuração inicial dos pesos, que é randômica). Os agentes poderiam “falar” sobre as cenas, porém eles estariam usando uma linguagem diferente e não poderiam se comunicar.

Para representar interação entre os agente, Hutchins e Hazlehurst garantiram que durante a sessão de treinamento, o erro usado na retropropagação

viesse não apenas da comparação dos padrões de ativação mas também da comparação de ativações de pares de agentes. Dois agentes foram escolhidos aleatoriamente e foram colocados para verem a mesma cena. O erro foi calculado achando a diferença entre a entrada e a saída como é feito normalmente. Porém, foi acrescentado a diferença entre as camadas escondidas dos agentes (especificamente a segunda camada). Esse erro total foi utilizado na retropropagação. Como resultado, além de se treinarem para que as saídas tenham os mesmos padrões das entradas, as redes também seguiram para uma mesma caracterização dos símbolos. As redes aprenderam a distinguir as cenas e também a utilizar os mesmos símbolos para caracterizar cada cena.

Hutchins e Hazlehurst mostram com esse exemplo que é possível criar um aprendizado de como se comunicar utilizando redes neurais. Devido a importância da comunicação nos modelos sociais, tal aplicação é de grande valia para modelagem de sistemas sociais.

## Capítulo 6

# Fenômenos Sociais

A idéia de modelagem computacional, seja de simples equações matemáticas a situações mais complexas, começou com o advento dos computadores programáveis na década de 40, porém as modelagens antes disso eram extremamente limitadas no número de componentes e regras. Muitas vezes, os modelos eram criados para possibilitar uma exploração mental de teorias, feitos com lápis e papel. Outros para possibilitar a exploração matemática e de leis. Mas a mão humana, guiada pelo cérebro humano não pode fazer muito. Pegamos por exemplo o jogo de damas, que até hoje vem apresentando surpresas depois de séculos de estudo.

Segundo H. Skilling, citado por [SAY01], os modelos podem ser hipóteses, hipóteses não testadas ou insuficientemente testadas, teorias, síntese de dados, funções, relações ou equações. Podem até ser idéias estruturadas, conectando argumentos que apresentam algum poder explanatório (que acredito ser o caso do modelo aqui proposto). São, assim, estruturações que representam

a realidade, apresentando supostas características ou relações de forma generalizada.

## 6.1 Simulação social

Apesar de estarem contidos nos *cas*, os sistemas sociais se tornam um pouco mais complicados de se lidar do que um sistema natural. O físico Armando Vieira [VIE] traça um paralelo entre os fenômenos sociais e os naturais:

Sistema Natural	Sistema Social
Mecanicista	Aparentemente não mecanicista Acaso importante
Experiências bem controladas Depende de um ambiente cognoscível	Ambiente social mal definido
Apenas uma explicação	Várias explicações/modelos possíveis
Ambiente → resultado	Ambiente + <i>psique</i> → resultado
Dinâmica “fechada” (equações ditam o futuro)	Evolução sempre a evoluir!
Espaço de fase fixo	Co-evolução num espaço de fase dinâmico
Neutralidade dos agentes	Não neutralidade dos agentes

**Tabela 6.1 - Paralelo entre sistemas naturais e sociais**

Algumas questões a respeito da tabela 6.1:

- Neutralidade: nos sistemas naturais, os agentes são indiferentes a opinião que temos dele. Um átomo não muda seu comportamento de acordo com a teoria que formulamos sobre ele. Já nos sistemas sociais, se dissermos que uma pessoa é incompetente, essa terá sua auto-estima afetada. A não neutralidade dos agentes faz com que seja mais difícil separar as causas por detrás de um fenômeno e chegar assim à sua própria compreensão.
- Co-evolução: para explicarmos esse conceito tomemos o caso de um ecossistema. O predador e a presa travam uma luta sem tréguas pela sobrevivência. A presa tenta por todos os meios evoluir e encontrar mecanismos para fugir mais eficientemente, enquanto o predador se esforça por se adaptar essa evolução no sentido de a alcançar. As evoluções de um induzem contra-evoluções do outro.
- *Feedback* positivo e não-equilíbrio: o sistema é vulnerável a pequenas perturbações. Quando analisamos um sistema social, a maioria das variáveis são descartadas devido ao fato delas não representarem um efeito imediato ao modelo. Porém, o acúmulo dessas variáveis deixa o sistema a ponto de uma precipitação.
- Importância dos fatores psicológicos: às vezes, mesmo em situações totalmente favoráveis, tende-se a fazer o contrário. Se pegarmos os aviões, por exemplo, que mesmo sendo o meio de transporte mais seguro que possuímos é o que causa mais receio nas pessoas devido a vários fatores psicológicos que são difíceis de explicar.

Independente de todas essas dificuldades que vemos na simulação dos *cas* em sistemas sociais, vários autores têm se aventurado na exploração de modelos sociais, mesmo estes não sendo cem por cento fiéis a realidade em que vivemos, mas que possa nos mostrar diferentes visões de nossa sociedade.

Como citou Axelrod em sua idéia de simplicidade dos modelos, é interessante termos modelos simplificados pois quando um resultado inesperado ocorre, o observador deve estar ciente de tudo que foi implantado no modelo.

## 6.2 Modelos baseados em agentes

Muito do que acontece em nosso mundo é descrito pelas interações dos indivíduos, com estratégias individuais, como em um jogo. Quando modelamos esses sistemas, esses indivíduos são chamados agentes, e os modelos, modelos baseados em agentes. Os agentes que fazem planos em organizações sociais (governos, negócios etc) são as pessoas.

O autor Herbert Stachowiak<sup>14</sup>, citado por [SAY01] apresenta três características básicas dos modelos:

- característica de mapeamento: modelos sempre modelam alguma coisa, ou seja, são representações de “originais” (ou “protótipos”), naturais ou artificiais, que, por sua vez, também podem ser modelados.
- características de redução: modelos geralmente não mapeiam todos os atributos do original que eles representam, mas unicamente aqueles que são relevantes para quem modela.
- característica de pragmatismo: modelos não são em si pertencente à mesma classe que seus originais. Eles sempre cumprem suas funções de substituição, orientados unicamente para objetivos dependentes de operações mentais ou factuais, dentro de uma faixa limitada de tempo (o que nos faz voltar a Wagner [WAG00] no que se diz respeito às

<sup>14</sup> Stachowiak, Herbert. Models. *In: SCIENTIFIC thought: concepts, methods and procedures*. Paris: Unesco, 1972 p.145-166

regras liberais).

De maneira já estrutural, segundo Elke Mentges [MEN99], a modelagem de sistemas multi-agentes é feita através da divisão em camadas: na primeira e mais baixa camada, os agentes interagem uns com os outros pela troca de mensagens, o que ele chama de comunicação entre os agentes.

A segunda camada é a da interação entre os agentes, que define tipos de interações básicas entre os atores do ambiente. Esses tipos são compostos de seqüências de mensagens, aqui fazendo analogia aos blocos de construção. Novos tipos de interação são descritos por novas seqüências de mensagens. Mentges cita a utilização de diagramas para facilitar na visualização das camadas.

Na terceira camada forma-se as estruturas de relacionamento: corresponde a maneira que as pessoas organizam e formulam o entendimento do mundo ao redor delas. Atores começam a representar seus papéis entre si.

### **6.3 Comportamento Social**

Abel Mazher [MAZ00] atribui os fenômenos sociais da seguinte maneira: “Um fenômeno social é estudado como um sistema social. O modelo social é construído utilizando controle e teoria dos jogos. Modelagem confia na estrutura e na dinâmica do sistema. A estrutura do sistema social é construída através da especificação de um conjunto de regras. As regras da estrutura mostram como os elementos são combinados para formar um grupo como um sistema e a formação da rede social de sistemas e unidades. Indivíduos (agentes) são as unidades básicas construídas na estrutura do sistema social. A dinâmica social segue um outro tipo de leis e regras. Ela está assumindo que o comportamento de um sistema e suas unidades, como entidades naturais, seguem

determinadas leis. Essas são as leis que descrevem o processo e o comportamento social para cada elemento e conjunto de elementos. Essas leis precisam ser descobertas da sociedade. Em adição às leis sociais há regras que descrevem a interação entre várias unidades, regras de interpretação de sinais, regras para selecionar estratégias e regras para implementar ações. Para modelar sistemas sociais adequadamente, estudar confiança e checar a validade de modelos, todas essas regras precisam ser consideradas. Idéias e conceitos básicos, da teoria de controle otimizado e teoria dos jogos, terão que ser combinadas para modelar um sistema social.” Mazher nos expõe algumas hipóteses a respeito da análise da sociedade real para aplicar na modelagem social [MAZ00]:

“A dinâmica de um sistema social, para proceder a um fenômeno social, deve levar em consideração as leis, barreiras, objetivos, interesses, bem como o controle das unidades do sistema. Entretanto a modelagem é baseado nas seguintes hipóteses:

- Modelagem: diferentes aspectos do fenômeno social podem ser estudados das perspectivas do sistema.
- Correspondência de conceitos: conceitos da teoria de controle, sistemas dinâmicos, ciências físicas e teoria dos jogos podem ser estendidos e aplicados a sistemas sociais.
- Estrutura: a estrutura de um sistema social segue a das unidades do sistema para subsistema para sistema. Os elementos básicos do sistema são os indivíduos. O sistema é uma coleção de idéias e indivíduos que são interligados de uma certa maneira. Os sistemas interagem dentro de um certo ambiente.
- Rede social: redes sociais influenciam o comportamento de elementos, subsistemas e sistemas. Comunicação, línguas e interpretações afetam o trabalho de redes sociais através de feedback.

- Leis: o comportamento de cada agente muda com o tempo e seguem determinadas leis. Para incluir muitas características reais da sociedade, as leis que descrevem o comportamento e a interação do agente devem ser descobertas a partir sociedade real. Mudança do sistema de um estado para outro é um processo. Processos sociais seguem leis dinâmicas de um sistema social segue dois tipos de leis: leis universais e leis locais ou específicas. Leis universais são similares as leis universais da física (Newton, Einstein etc) que relatam forças, energias e campos para mudanças nas forças sociais, campos sociais e controle social. Por outro lado, leis locais relatam processos sociais para especificar tipos de forças e campos que dependem do ambiente, cultura e valores (exemplos são normas, compromissos, obrigações, direitos, permissões, responsabilidade etc). Leis especiais são consideradas leis locais de ação. Leis, de um ponto de vista de controle, são as obrigações que devem ser satisfeitas para produzir o fenômeno social.
- Dinâmica do sistema social: o comportamento de um sistema como um todo não segue todas as leis da sua unidade. As leis de comportamento global emergem como resultado da interação de muitas leis locais. A dinâmica de um sistema é o resultado da interação entre as estruturas, a química dos agentes, as leis das unidades do sistema e das redes sociais. Para simular o dinamismo, nós precisamos especificar a situação, a qual é equivalente a condição inicial nos problemas de controle ótimo, e o ambiente, o qual equivale as condições de fronteira. A esse respeito, o ambiente reflete os efeitos do campo social.”

As idéias de Mazher contribuem na análise dos fenômenos sociais descrevendo aquilo que se deve levar em conta na tentativa de se modelar sistemas sociais.

## 6.4 Modelagem

É visto agora um exemplo proposto por John Holland [HOL95] que aproxima mais dos modelos computacionais. Utilizando a criação de *strings* binárias dos algoritmos genéticos, Holland mostra como seria a retirada dessas *strings* a partir de um meio.

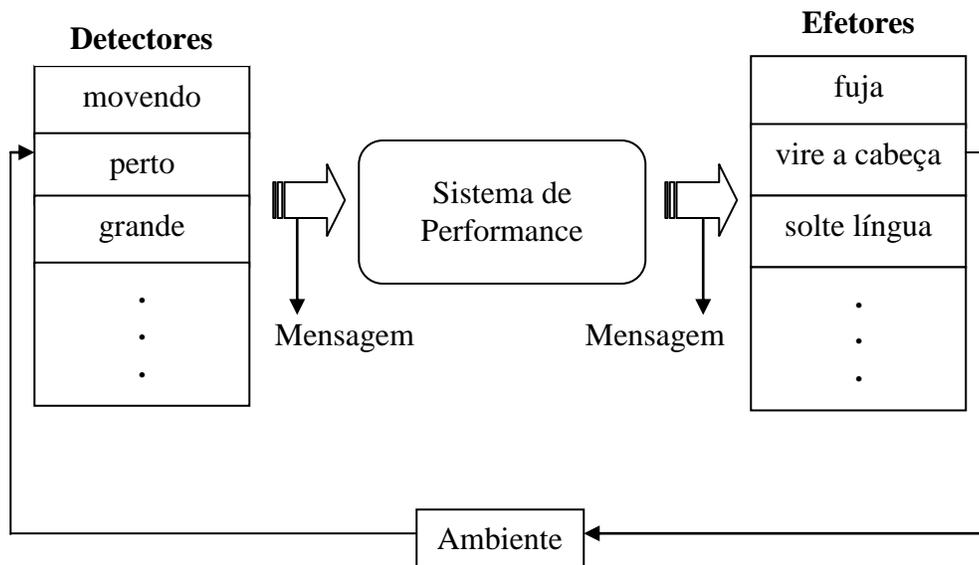
### 6.4.1 Regras

Holland começa pelo tipo mais simples de regra: IF (condição é verdadeira) THEN (faça algo). Regras IF/THEN são usadas em vários campos: em psicologia elas são chamadas de regras estímulo-resposta, em inteligência artificial são chamadas condição-ação e em lógica elas são chamadas regras de produção. O que Holland pretende é achar uma sintaxe para regras IF/THEN que funcione para qualquer agente.

Por exemplo, um sapo detecta uma mosca voando ao seu redor. A ação proveniente dessa situação seria descrita da seguinte maneira, seguindo estímulo-resposta:

```
IF pequeno objeto voando a esquerda  
THEN vire a cabeça 15 graus
```

O que aconteceu foi o seguinte: o sapo detecta seu ambiente através do que é chamado de detectores. A partir dessa detecção, ele cria mensagens com as características do que foi detectado. Essa mensagem é processada em um sistema de performance e depois enviada aos efetores, que tomarão a devida ação. Na fig. 3.1 tem-se um quadro demonstrativo:



**Fig. 6.1 Ilustração do modelo de Holland**

Com essa idéia de Holland começamos a chegar nas *strings* que ele propôs. Cada detector pode estar em 1 ou 0, ou seja, pode ou não estar movendo, o mesmo como estar perto e assim por diante. Tem-se a seguinte descrição:

```
10010111.....1
|----- L -----|
```

onde L é o comprimento da mensagem. O conjunto de todas as possíveis mensagens é dado por M. A designação formal desse conjunto é  $\{1,0\}^L$ .

Além das duas possibilidades (0 ou 1), Holland introduz mais uma, que ele representa por #. Esse símbolo é aplicado as regras. Isso significa que qualquer opção é aceita nessa posição.

```
1#####.....#  
| ----- L -----|
```

Regras como a acima são mais gerais, respondem a qualquer mensagem que comece com 1, independente do que vier a seguir. Essas regras abrangem Por exemplo, a regra que responderia a essa mensagem seria aquela que é aplicada a um objeto se mexendo notado pelo sapo, e que não usa as outras propriedades.

Regra 1: IF (movendo)(#)....(#).... THEN fuja

Regra 1: IF (movendo)(#)(small)(near) THEN aproxime-se

No caso acima, a primeira regra é mais geral. Diz para o sapo fugir se detectar algo se movendo perto dele, independente da característica desse elemento. Isso pode ter suas vantagens ou não. Se for uma mosca seria interessante apanhá-la. A seguir tem-se como Holland trata a escolha entre as duas regras, o que vai influenciar na adaptação dos agentes..

## 6.4.2 Adaptação por aquisição de crédito

O primeiro passo é olhar mais de perto no conjunto de regras no sistema de performance. A visão típica é que as regras somam a um conjunto de fatos sobre o ambiente do agente. De acordo, todas as regras devem ser mantidas consistentes umas com as outras (o que não acontece em nosso exemplo acima). Se uma mudança é feita ou uma nova regra é introduzida, deve ser verificada sua consistência com as outras regras.

Há uma outra maneira de se ver as regras. Elas podem ser vistas como hipóteses que estão sob testes e confirmação. Dessa maneira, o objetivo é criar contradições, ao invés de tentar evitá-las. Quando uma hipótese falha, as regras que competem ficam esperando para serem testadas.

Se for para ter uma competição, deve haver alguma base para se resolver isto. Essa competição também deve se dar na base de experiências, isto é, a habilidade de uma regra ganhar uma competição deve ser baseada em seu sucesso passado. O objetivo é relacionado com o conceito estatístico de se criar confirmação para uma hipótese. A idéia é dar a cada regra uma força (*strength*) que, através do tempo, venha a refletir o sucesso da regra no sistema.

O processo de se dar crédito as regras é uma tarefa relativamente fácil quando o ambiente produz um pagamento direto (recompensa) por uma ação. Porém, pode ocorrer de uma configuração anterior produzir um efeito positivo mais à frente, ou seja, não há maneira de dizer qual regra produziu o efeito positivo. Por exemplo, em um jogo de damas, uma situação que leva a se tomar três peças adversárias em uma só jogada. Como podemos definir qual regra foi usada para se chegar àquela situação? Talvez possa ter sido apenas um erro do adversário.

O problema de aquisição de crédito se torna ainda mais complicado quando consideramos um sistema de performance com muitas regras ativadas

simultaneamente. À medida que o sistema continua a se adaptar, algumas regras serão proveitosas, algumas não. Algumas vão decompor o ambiente em caminhos que oferecem proveitosos guias a ações e algumas não. Além do mais, poderão decorrer longos períodos antes das conseqüências da ação atual. Com todos esses impedimentos, como um agente determina quais regras ajudam e quais são obstrutivas?

Holland usa aqui uma outra metáfora, uma conexão entre competição e capitalismo. Cada regra pode ser tratada como um produtor comprando e vendendo mensagens. Os “fornecedores” para uma regra são aqueles que mandam mensagens satisfazendo suas condições; os “consumidores” para uma regra são aqueles que agem nessa mensagem. A força de uma regra é tratada como dinheiro recebido. Quando uma regra compra uma mensagem, deve pagar com o seu dinheiro; isto é, sua força é diminuída. Quando uma regra vende uma mensagem, sua força aumenta pela quantidade paga pelo comprador.

A partir do que propõe Mazher, com a análise do sistema social, e Holland, com uma aproximação computacional para a descrição dos modelos, tem-se uma melhor visão dos modelos sociais, o que nos embasa para a criação de uma descrição inicial de um modelo educacional, que é visto a seguir

## **6.5 Um modelo educacional**

Será proposto aqui a descrição de um modelo, em sua parte conceitual, de interações educacionais entre agentes. Nessa simplificação, o fato de educar se daria através de transmissão de mensagem, no qual quem transmite a mensagem estaria ensinando e quem recebe estaria aprendendo. Reforçando que o modelo aqui descrito é simplificado e apenas uma introdução descritiva, não valendo

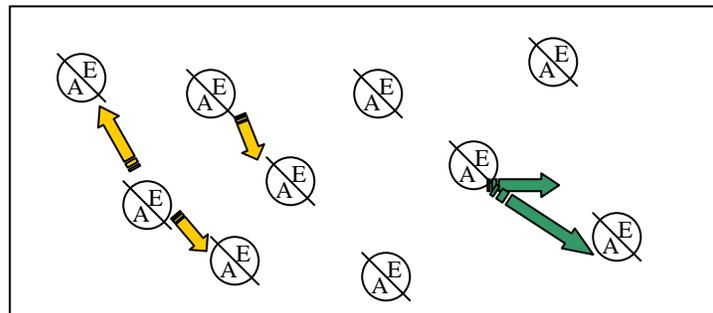
como instrumento de análise e podendo não representar a sociedade real de maneira fiel.

### 6.5.1 Descrevendo o modelo

O mundo é habitado por pessoas e assim é o modelo aqui proposto. Pessoas que podem estar ensinando ou aprendendo. O modelo é limitado ao fato de apenas os agentes (no caso as pessoas) serem capazes de ensinar ou aprender, eliminando o fato de agentes tirarem ensinamento de objetos e elementos irracionais de nosso mundo.

Como teorizou Holland, será buscado nesse modelo várias características que nos permitam criar uma *string* para podermos atuar nela.

A figura 6.2 mostra uma ilustração do modelo.



**Fig. 6.2 Representação do ambiente: setas amarelas representam as mensagens produzidas pelos que ensinam aos que aprendem. As setas verdes são as ações voltadas ao ambiente ou a outros agentes.**

Toda a comunicação (ou interação) dos agentes é feita através de mensagens. Um agente produz mensagens a partir de seu conhecimento, e também recebe mensagens produzidas por outros agentes. A partir da avaliação

dessas mensagens o agente irá agir, seja em direção a si mesmo, ao ambiente ou a outro agente.

O ambiente possui uma descrição do que é bom e o que é ruim, ou seja, o ambiente tem a capacidade de avaliar se o que o agente está fazendo é uma ação boa ou ruim para o ambiente e para os outros agentes. Essa descrição já está no ambiente e a princípio será introduzida pelos criadores do modelo. Futuramente, dependendo da evolução do sistema, ficaria a cargo dos próprios agentes.

No modelo de Holland, as *strings* que representavam os agentes eram sempre binárias, com uma grande quantidade de características. Propõe-se aqui *strings* binárias, mas certas características sendo representadas por mais de um bit, ou seja, não queremos apenas escolher entre sim ou não para nossas variáveis, mas também que haja diferentes níveis de abrangência para elas. Foi definido um intervalo de 0 a 128 (7 bits) para certas características dos agentes. Essas variáveis são colocadas como de Variáveis de Abrangência (VA).

## 6.5.2 Variáveis

É definido aqui quais serão as características que serão abordadas para nossos agentes. Vale ressaltar que o ambiente também possuirá características como resultado da ação dos agentes.

As variáveis dos agentes são as seguintes:

- aprende ou ensina? (0 ou 1)
- está agindo ou não (0 ou 1)
- pode reproduzir? (0 ou 1)
- nível de conhecimento (VA)

- capacidade de aprendizagem (VA)
- capacidade de ensinar (VA)

O ambiente possuirá uma variável:

- nível de evolução (VA)

A primeira das variáveis é o estado do agente: estar aprendendo ou ensinando. Se ele estiver transmitindo uma mensagem, estará ensinando, caso contrário, aprendendo.

A partir do seu conhecimento ele pode estar agindo ou não. Dependendo da sua evolução e do seu nível de conhecimento, ele estará apto a reproduzir ou não, que é o que diz a variável de reprodução.

A variável “nível de conhecimento” é definida em função do tanto que o agente conhece do ambiente. Se uma mensagem que ele recebeu revelou a ele algo que é bom e ele conseguiu aprender isto, então essa variável aumenta de valor. A capacidade de aprendizagem do agente é a que define a capacidade dele em assimilar uma mensagem.

O nível de evolução do ambiente vem do fato dos agentes estarem aumentando ou não suas variáveis. Caso estejam aumentando, já é hora de deixar o ambiente por conta dos agentes. Como citado acima, quem dá a descrição do ambiente por hora é um agente externo.

### 6.5.3 Interação entre os agentes

Os agentes têm alguns motivos para interagirem entre si. Isso pode ocorrer pelo fato de se conhecerem e se encontrarem, interagirem através de terceiros ou que algum agente se dispõe a revelar mensagens a vários outros agentes.

Um agente também pode interagir com outro também pela vontade ou necessidade de aumentar suas variáveis. Essa vontade seria expressa a partir de condições impostas pelo ambiente.

A interação entre os agentes é feita pela troca de mensagens. Quando os agentes se põem a interagir, haverá entre eles um que esteja ensinando e outro que esteja aprendendo. O que ensina transmitirá ao outras mensagens que este não possui.

Apresenta-se aqui algumas estruturas de dados que existiria no modelo computacional. Por exemplo, uma lista contendo os agentes que já foram identificados por um outro agente, ou então um banco de dados contendo as mensagens dos agentes. A idéia de um banco de dados não estaria apenas em armazenar mensagens, mas toda a história do agente: quais suas interações, ações e produção de mensagens.

Volta-se a questão de que tem-se que criar agentes livres, e isso só é possível se aplicarmos uma grande estrutura de decisão (não apenas um comando IF/THEN) aliado a estatísticas. Essa estrutura seria usada para estudar como a interação ocorreria. O agente buscaria as informações: já interagi com esse agente? Quais mensagens foram reveladas nesse processo? Etc.

#### **6.5.4 Reprodução**

Reprodução seria algo muito importante para o modelo. Primeiro, a reprodução só poderia ocorrer caso houvesse um nível de evolução aceitável entre os agentes. Agentes evoluiriam a esse nível e estariam, então, liberados para se reproduzirem. A variável “capacidade de aprendizagem” seria herdada pela média dessas variáveis dos “pais”. O nível de evolução começaria em 0 pois o agente ainda não recebeu nenhuma mensagem. Cabe aos agentes pais darem ao novo agente parte de suas mensagens para iniciar a evolução.

#### **6.5.5 Conclusão do modelo**

O modelo que foi descrito é uma iniciativa ao desenvolvimento de um sistema educacional artificial com a finalidade de análise das diversas maneiras que a educação atual, seja ela por meios diversificados, afetam nossas vidas. Tal modelo enfatizaria o fato da educação levar as pessoas a agirem e provocar conseqüências no ambiente em que elas vivem, ou seja, a sociedade.

## **Capítulo 7**

### **Conclusão**

A partir desse trabalho foi possível ter uma melhor visão de sistemas complexos, voltado para as áreas sociais, conseguindo identificar o papel de cada área na simulação de ambientes que caracterizam as áreas sociais.

Começou-se pela Teoria dos Jogos, vendo as suas contribuições à modelagem social e à questão de cooperação dentro dos sistemas.

Os Algoritmos Genéticos fornece teorias para promover a descrição, desenvolvimento e adaptação dos agentes ao meio. Foi possível verificar as várias áreas de atuação dos Algoritmos Genéticos nos Sistemas Complexos.

Na área de Inteligência Artificial foi estudado as idéias por trás dos autômatos celulares e de como eles podem abrir uma possibilidade de

utilizações. Foi dado um exemplo da atuação de Redes Neurais em simulação social.

Por fim, foi possível analisar vários autores em seus estudos de modelagem de fenômenos sociais e como eles são aplicados. Foi apresentado um modelo descritivo simplificado de agentes realizando troca de mensagens representando ensino e aprendizado.

Concluiu-se que a modelagem social ainda se encontra em um estágio descritivo, mas que a área é promissora e poderá trazer resultados com o surgimento de ferramentas de análise e tomada de decisão.

## Referência Bibliográfica

[AXE90] Axelrod, Robert (1990) **The Evolution of Co-operation**, Penguin Books: London.

[AXE97] Axelrod, Robert (1997) **The Complexity of Cooperation, Agent-Based Models of Competition and Collaboration**, Princeton Studies in Complexity.

[CON97] Conte, Rosária (1997), **Diversity in Rationality. A multi-agent perspective**, paper given at the Dagstuhl Seminar on Social Science Microsimulation.

[CAR02] Gershenson, Carlos (2002), **Philosophical Ideas on the Simulation of Social Behaviour**. Journal of Artificial Societies and Social Simulation vol. 5, no. 3

[CAS98] Castelfranchi, C. (1998). **Modelling social action for AI agents**. Artificial Intelligence 103, pp. 157-182

[FOG] Fogliano, Fernando **Fotografia e Complexidade**. Disponível em <http://www.pucsp.br/pos/cos/interlab/fogliano/index.html>

[FRA96] Franklin, Stan e Graesser, Art (1996) **Is it an Agent, or just a Program? A Taxonomy for Autonomous Agents**, Third International Workshop on Agent Theories, Architectures, and Languages, Springer-Verlag

[GIL99] Gilbert, Nigel e Troitzsch, Klaus G. (1999) **Simulation for the Social Scientist**, Open University Press, pp. 197-203.

[GOL00] Goldspink, Chris (2000), **Modelling social systems as complex: Towards a social simulation meta-model**, Journal of Artificial Societies and Social Simulation vol. 3, no. 2, <<http://www.soc.surrey.ac.uk/JASSS/3/2/1.html>>

[HOL95] Holland, John H. (1996) **Hidden Order: How Adaptation Builds Complexity**, Helix Books

[HOL98] Holland, John H. (1998) **Emergence: From Chaos to Order**, Perseus Books

[MAT97] Maturana, H. R. and Varela, F. J. (1987). **The Tree of Knowledge: The Biological Roots of Human Understanding**. Shambhala.

[MAZ00] Mazher, Abel K (2000) **Toward a Unified Approach to Modeling and Computer Simulation of Social Systems. Part I: Methodology of Model Construction**, KBZ College, Al Ain, UAE

[MEN99] Mentges, Elke (1999), **Concepts for an Agent-Based Framework for Interdisciplinary Social Science Simulation** Journal of Artificial Societies and Social Simulation vol. 2, no. 2, <<http://www.soc.surrey.ac.uk/JASSS/2/2/4.html>>

[MIT96] Mitchell, Melaine (1996), **An Introduction to Genetic Algorithms**, The MIT Press, pp 16.

[NET00] Neto, Dagmar Carnier (2000) **Robôs-Móveis, Vida Artificial e Complexidade Definições e Relacionamentos**, UNESP.

[PAL97] Palazzo, L., Castilho, J. (1997) **Algoritmos para Computação Evolutiva**, texto técnico, Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

[PAL98] Palazzo, L., Castilho, J. **Sistemas Complexos e Auto Organização**, texto técnico, Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

[PER96] Pereto, Alberto Paterlini (1996) **A Vida Artificial** Fatec

[REL] Reil, Torsten, **An Introduction to Complex Systems**, Department of Zoology, University of Oxford, disponível em <http://users.ox.ac.uk/~quee0818/complexity/complexity.html>

[REN00] Rennard, Jean-Philippe Rennard (2000), **Genetic Algorithm Viewer : Demonstration of a Genetic Algorithm.**

[RIZ97] Rizzo, Ivan Guilherme et al (1997), **Vida Artificial**, UNESP, disponível em <http://www.igce.unesp.br/igce/grad/computacao/cintiab/fufis/selecao#selecao>

[SAY01] Sayão, Luís Fernando (2001) **Modelos Teóricos em Ciência da Informação – Abstração e Método Científico**, Divisão de Tecnologia da Informação do Centro de Informações Nucleares da Comissão Nacional de Energia Nuclear.

[SCH] Schuler, João Paulo Swarx (s.d.) **Simulação Discreta, Autômatos Celulares e Origem da Vida**, disponível em <http://www.schulers.com/jpss/estudos/Simlife/SIMLIFE.html>

[VIE] Vieira, Armando, **Porque é tão difícil fazer previsões em fenômenos sociais. Uma perspectiva de um físico**, Instituto Tecnológico Nuclear.

[WAG00] Wagner, Dirk Nicolas (2000), **Liberal Order for Software Agents? An economic analysis**. Journal of Artificial Societies and Social Simulation vol. 3, no. 1