

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

LUÍS OTÁVIO DE LACERDA OLIVEIRA

MAPAS AUTO-ORGANIZÁVEIS DE KOHONEN
APLICADOS AO MAPEAMENTO DE AMBIENTES
DE ROBÓTICA MÓVEL

Dissertação submetida à Universidade Federal de Santa Catarina como parte dos
requisitos para a obtenção do grau de Mestre em Ciência da Computação

Prof. Mauro Roisenberg, Dr.
(Orientador)

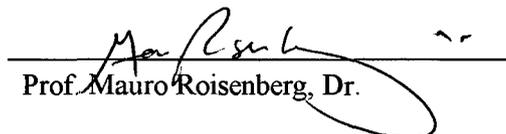
Florianópolis, outubro de 2001.

Mapas Auto-Organizáveis de Kohonen Aplicados ao Mapeamento de Ambientes de Robótica Móvel

Luís Otávio de Lacerda Oliveira

Esta Dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação, Área de Concentração (Sistemas de Conhecimento) e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação.

Orientador

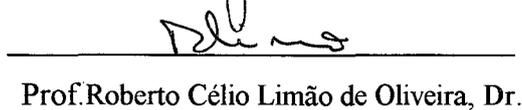

Prof. Mauro Roisenberg, Dr.

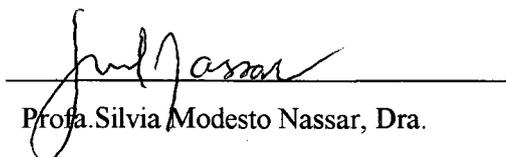
Coordenador

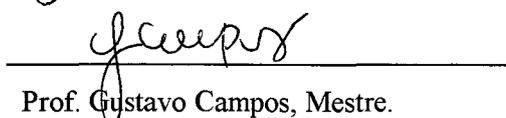

Prof. Fernando A. Ostuni Gauthier, Dr.

Banca Examinadora


Prof. João Bosco da Mota Alves, Dr.


Prof. Roberto Célio Limão de Oliveira, Dr.


Profa. Silvia Modesto Nassar, Dra.


Prof. Gustavo Campos, Mestre.

Epígrafe

As Três Leis de Arthur C. Clarke

1. Se um cientista diz que algo é possível é muito provável que esteja correto; se ele diz que é impossível, é quase certo que esteja errado.
2. O único modo de descobrir limites é arriscar-se um pouco além deles, para entrar no campo do impossível.
3. Nenhuma tecnologia suficientemente avançada pode ser distinguida da mágica.

Agradecimentos

Paraense que sou agradeço em primeiro lugar à Virgem de Nazaré e que abençoe a todos. Agradeço a Deus.

Agradeço e muito, mas sei que será pouco, ao meu orientador Prof. Dr. Mauro Roisenberg pelo entusiasmo, segurança e conhecimentos tão gentilmente compartilhados. O que gratifica sobremaneira é que comecei com um orientador e terminei com um amigo.

Especial agradecimento ao Prof. Dr. João Bosco da Mota Alves por acreditar em cada um de nós.

Aos amigos Prof. Mestre Gustavo Campos, paciente companheiro das ‘viagens’ intelectuais e do cafezinho, e Lídio Mauro, inseparável companheiro de caminhadas e estudos.

A todos os professores do mestrado que nos mostraram como chegar ao interruptor (*Fiat lux*).

Ao Mestre Flávio de Almeida que muito contribuiu para os experimentos desta dissertação.

São tantos a quem agradecer e os motivos vários que o espaço força a citação simples: Emerson “Ensjo” Silveira, Rui Mácola, Helder Arruda, Oscar Sampaio, Roberto Mussio, Eimar Neves, Augusto Coroa, Cláudio Martin, Carlos Higino, Nazaré Spindler, Pedro Sá, Roberto Ferreira e Celso Eluan da empresa Sol Informática, Marcos David, Conceição Fiúza, Sérgio Mendes.

Por fim àqueles que trago no coração: Minha esposa Marília por incentivar e acreditar no caminho que devo trilhar. À minha mãe Alaíde pelo prazer de ler que me transmitiu. À minha avó Maria pelo valioso presente: a liberdade de pensar e expressar. Ao maior desafio: Yan, o meu molequinho.

Sumário

Sumário	i
Lista De Figuras	iv
Lista De Tabelas	v
Lista De Abreviaturas	vi
Resumo	vii
Abstract	viii
1 Introdução	
1.1 Motivação	1
1.2 Objetivos	4
1.2.1 Objetivo Geral	4
1.2.2 Objetivos Específicos	4
1.3 Organização do texto	4
2 Abordagem ao Problema da Robótica Baseada em Comportamento	
2.1 Introdução	6
2.2 Inspiração na Natureza	7
2.3 Cérebro e Inteligência Artificial	9
2.4 Robótica Baseada em Comportamento	10
2.4.1 Classes de Comportamentos	11
2.4.1.1 Reflexo	11
2.4.1.2 Taxia	12
2.4.1.3 Reativo ou Padrão Fixo de Ação	12
2.4.1.4 Instintivo	13
2.4.1.5 Racional	13
2.4.2 A Hipótese Parcimoniosa e Robôs Reativos	14
2.4.2.1 Tartarugas de Walter	14
2.4.2.2 Veículos de Braitenberg	15
2.4.2.3 Boids	17
2.5 Estratégias de Coordenação de Comportamentos	18
2.5.1 O problema de Seleção da Ação (PSA)	19
2.5.2 Métodos de Arbitragem	20
2.5.2.1 Arbitragem via Rede de Supressão	20
2.5.2.2 Arbitragem via Ação–Seleção	21
2.5.2.3 Arbitragem via Votação	21
2.6 Considerações Finais	22
3 Mecanismos e Arquiteturas de Controle do Comportamento	
3.1 Introdução	24

3.2 Sistema Nervoso e Comportamento	25
3.2.1 Neurônios Biológicos	25
3.2.2 Redes Neurais	26
3.2.3 Organização do Sistema Nervoso	28
3.2.4 O Problema de Seleção da Ação entre os Animais	28
3.3 Arquiteturas de Controle de Comportamentos	29
3.3.1 Arquitetura Hierárquica	29
3.3.2 Arquitetura Distribuída	31
3.3.3 Arquitetura Centralizada	31
3.3.4 Análogos Biológicos	32
3.4 Considerações Finais	34
4 PyramidNet	35
4.1 Introdução	35
4.2 Fundamentos	35
4.2.1 Etologia	36
4.2.2 Modularidade	36
4.2.3 Redes Neurais	37
4.2.4 Aprendizagem	40
4.2.5 Evolução	40
4.2.6 Ferramentas para Descrição de Comportamentos	42
4.3 Implementação	42
4.4 Considerações Finais	43
5 Arquiteturas Híbridas e Mapas Auto-Organizáveis	
5.1 Introdução	44
5.2 Arquiteturas Híbridas	44
5.3 Navegação Robótica e Mapas	46
5.4 Mapas Auto-Organizáveis de Kohonen	47
5.4.1 Algoritmo de Aprendizagem	48
5.4.2 Plausibilidade Biológica	48
5.4.3 Aplicações dos Mapas de Kohonen	50
5.4.4 Mapeamento do Ambiente Robótico	50
5.5 Considerações Finais	51
6 Experimentos e Resultados	
6.1 Introdução	53
6.2 O simulador Khepera	53
6.3 Métodos Gerais	54
6.4 Mapeamento do Ambiente	54
6.4.1 Metodologia	55
6.4.1.1 Coleta de Dados	55
6.4.1.2 Treinamento	55
6.4.1.3 Qualidade	56
6.4.2 Avaliação dos Resultados	56
6.5 Uso do Mapa	58
6.5.1 Metodologia	58
6.5.2 Avaliação dos Resultados	58

6.6 Considerações Finais	59
7 Conclusão e Trabalhos Futuros	60
Referências Bibliográficas	63

Lista de Figuras

Figura 2.1 – Esboço de Asa – Leonardo da Vinci	8
Figura 2.2 – Regulador de Esferas de Watt.....	9
Figura 2.3 – Criatura Medrosa de Braitenberg.....	16
Figura 2.4 – Vetores sobre um único Boid.....	18
Figura 2.5 – Taxonomia de Coordenação de Arkin e Saffiotti.....	20
Figura 2.6 – Subsumption Architecture de Brooks.....	21
Figura 2.7 – Arquitetura DAMN	22
Figura 3.1 – Neurônio Biológico.....	26
Figura 3.2 – Modelo de Máquina de Estado Finito para Subsumption.....	30
Figura 3.3 – Modelo Subsumption de Comportamentos.....	30
Figura 3.4 – Arquitetura de Controle Distribuída.....	31
Figura 3.5 – Arquitetura de Controle Centralizada.....	31
Figura 3.6 – Arquitetura Neuronal de Defesa	32
Figura 3.7 – Estruturas do Gânglio Basal.....	33
Figura 4.1 – Arquitetura Hierárquica Neural Pyramidnet.....	36
Figura 4.2 – Implementação em RNA de Porta lógica XOR	38
Figura 4.3 – AEF para Rede Neural de Controle de Comportamentos	42
Figura 5.1 – Mapa Auto-organizável de Kohonen.....	48
Figura 5.2 – Vizinhança de um Neurônio.....	48
Figura 5.3 – Clusterização por Kohonen	50
Figura 5.4 – Preservação da Topologia.....	51
Figura 6.1 – Robô Khepera e Simulador.....	54
Figura 6.2 – Ambiente do simulador.....	54
Figura 6.3 – Formação de Mapas Topológicos de Kohonen	56
Figura 6.4 – Trajetória Simples e Mapa Topológico.....	56
Figura 6.5 – Trajetória e Mapas resultantes de ajustes diferentes nas taxas	57
Figura 6.6 – Trajetória Rebuscada e Mapa	57
Figura 6.7 - Mapa de Trajetórias Combinadas.....	57
Figura 6.8 - Ambiente complexo e Mapa	58
Figura 6.9 - Trajetória Orientada por Mapa	59

Lista de Tabelas

Tabela 5.1 – Comparação Reativo e Deliberativo	45
--	----

Lista de Abreviaturas

AA	Agente Autônomo
AEF	Autômato de Estado Finito
DAMN	Distributed Architecture for Mobile Navigation
GB	Gânglio Basal
IA	Inteligência Artificial
PSA	Problema de Seleção da Ação
RBC	Robótica Baseada em Comportamento
RNA	Rede Neural (Artificial)
RN	Rede Neuronal (Biológica)
SNC	Sistema Nervoso Central
SN	Substantia Nigra Pars Reticulata
STN	Núcleo Subtalâmico
VTA	Área Ventral Tegmental

Resumo

As arquiteturas de controle para robôs móveis ganham em consistência quando baseadas nos modelos biológicos. Seguindo este ponto de vista a etologia, ou o estudo do comportamento animal no meio ambiente, provê os parâmetros para a análise da atuação do robô, e as redes neurais artificiais, cujos princípios originam-se das redes neuronais (naturais), são os mecanismos internos responsáveis pelas manifestações comportamentais.

Conexões de tipos diferentes de redes neurais artificiais aumentam a complexidade dos comportamentos como indica a arquitetura neural hierárquica Piramidnet. O conjunto de módulos comportamentais pode incluir elementos reativos e deliberativos.

Mapas ou modelos do mundo são importantes suportes para deliberação. Neste trabalho as redes auto-organizáveis de Kohonen são utilizadas para mapeamento do ambiente de robótica móvel. Os resultados indicam a boa qualidade dos mapas gerados.

Conclui-se que a fusão de robótica reativa e robótica deliberativa alarga o horizonte para o projeto de novas arquiteturas de controle de robôs móveis, e que o estudo dos seres vivos uma estratégia de engenharia razoável nesta questão.

Palavras Chaves:

Mapas Auto-Organizáveis, Robótica Baseada em Comportamento, Arquiteturas Híbridas, Problema de Seleção da Ação.

Abstract

Control architectures for mobile robots gain improved consistency when based on biological models. By following this viewpoint, ethology, the study of animal behavior in the environment, provides parameters for the analysis of a robot's performance, and artificial neural networks, whose principles originate from biological neural networks, are the internal mechanisms responsible for behavior manifestation.

Connections of different types of artificial neural networks increase the complexity of behaviors, as indicated by the hierarchic neural architecture Pyramidnet. The set of behavior modules may include reactive and deliberative elements.

World models or maps are important supports for deliberation. In this paper, Kohonen's self-organizing map are used to map the environment for mobile robotics. The results indicate good quality in maps generated. One concludes that the fusion of both reactive and deliberative robotics enlarges the horizon for the design of new control architectures for mobile robots, and the study of living beings is a reasonable engineering strategy in this matter.

Keywords:

Self-organizing Maps, Behavior-Based Robotics, Hybrid Reactive Deliberative Architecture, Action-Selection Problem.

Capítulo 1

Introdução

O italiano Galileu Galilei em 1633 foi obrigado a retratar-se diante de um obscurantista tribunal da Santa Inquisição. Galileu defendia o sistema heliocêntrico de Copérnico¹. Seu contemporâneo, o padre astrônomo Giordano Bruno proferiu no livro *Dos mundos Infinitos* a heresia da possível existência de vida inteligente em outros planetas. Giordano Bruno foi queimado vivo² [GIBERT, 1982].

Felizmente para os cientistas modernos a liberdade de expressão está garantida e o crivo dos experimentos é, em tese, o único juiz para suas hipóteses e teorias. Uma das afirmações mais ousadas do século passado admite que artefatos autônomos e inteligentes são factíveis. Explora-se ao longo da dissertação esta possibilidade e os fundamentos que a sustentam.

1.1 Motivação

Termos como autonomia e inteligência rendem longas discussões. No entanto, a ciência necessita de definições razoavelmente precisas e estas são feitas ainda que não abarquem todos os significados intuitivos atribuídos às palavras. Portanto, empreste-se de [RUSSEL e NORVIG, 1995] as definições (1) Agentes são sistemas que percebem e atuam no ambiente em que estão inseridos, e (2) diz-se que um agente é autônomo na medida em que seu comportamento é determinado por sua própria experiência.

Inteligência talvez requeira mais de uma definição para seus múltiplos significados, mas aos propósitos deste trabalho a definição de Fogel [FOGEL, 1995] como citado em [ROISENBERG, 1998] é aceita: “*Inteligência pode ser definida como*

¹ Galileu teria dito ao final: *Eppur si muove* (No entanto ela se move).

² Giordano aos juizes: “Os Senhores têm mais medo de proferir a sentença do que eu de recebê-la”.

a capacidade de um sistema de adaptar seu comportamento para atingir seus objetivos em uma variedade de ambientes”.

Ao restringir as definições encontra-se exemplares artificiais de agentes autônomos e inteligentes. Assumem a forma de **robôs móveis** encontrados em laboratórios e, mais recentemente, em lares, ou de *softbots* (agentes em software) que circulam nas redes de computadores para coletar, processar e personalizar informações para os seus proprietários.

Observe-se que não somente os homens, mas os animais satisfazem os requisitos de autonomia e inteligência. Uma imensa variedade deles realiza ações que lhes garante fugir dos predadores e viver em ambientes diferenciados, alguns inabitáveis para espécies estranhas ao meio: escuros subterrâneos, densas florestas, rigorosos desertos de areia ou gelo, ecossistemas marinhos e profundezas abissais. Tal colossal funcionalidade requer estruturas especiais [PINKER, 1999] e sugere que para a construção de Agentes Autônomos (AA) sejam analisadas e tomadas como modelos. Esta diretriz de pesquisa inspirada biologicamente denomina-se **Vida Artificial**. Possui caráter multifacetado e sintetiza nas suas criações componentes da etologia, psicologia, neurobiologia, genética, engenharia, matemática e computação.

Os mecanismos que propiciam as realizações animais usualmente são analisados em pelo menos três maneiras:

1. Classificar e observar comportamentos: os estímulos externos (ex. luz polarizada) e internos (ex. hormônios) que os dispararam, as interrelações hierárquicas e sua coordenação.
2. Compreender o funcionamento e organização do sistema nervoso dos animais. O sistema nervoso adquire informações ambientais através de sensores especializados e emite respostas coerentes para o movimento de músculos ou locomoção. As respostas ou até mesmo a inibição delas podem demandar processamento adicional em cérebros.
3. Examinar os estágios evolutivos do *design* de animais ao longo de milhões de anos consoante a teoria neodarwinista.

Os conhecimentos adquiridos por sua vez são utilizados no desenvolvimento de AA e implantados sob a luz de paradigmas computacionais como os modelos de sistemas nervosos — Redes Neurais Artificiais — e Computação Evolucionária. Uma

promissora corrente, **biomimética**, busca reproduzir por robôs os comportamentos de sistemas biológicos como os pertinentes a navegação animal [FRANZ e MALLOT, 2000]. A evolução de comportamentos [PRESCOTT e IBBOTSON, 1997] e a evolução de controles neurais [BARRETO et al., 1998] [ROISENBERG et al., 1997] [LUND e HALLAM, 1996] são outras formas de atacar o problema. As simulações abundam, enquanto as implementações em hardware (robôs físicos) são escassas por motivos econômicos. Uma trilha é aberta por [LIPSON e POLLACK, 2000] ao combinar simulações evolucionárias de controle neural e morfologia com técnicas rápidas de manufatura eletromecânica para corporificar os entes virtuais.

O paradigma biológico com forte teor comportamental contrapôs-se ao aparato deliberativo das técnicas simbólicas de inteligência artificial que prevaleciam na robótica desde os anos 70. A arquitetura reativa **Subsumption** [BROOKS, 1986] foi uma das primeiras implementações da Robótica Baseada em Comportamentos. Brooks argumenta que o mundo não é um lugar pacífico e imutável e as suas representações são de pouco valor para os que necessitam sobreviver e tomar decisões imediatas. Comportamentos são as unidades elementares e camadas especializadas estão superpostas hierarquicamente. Os resultados surpreendentes alteraram os rumos da robótica. As variações de arquiteturas posteriores modificam a estratégia de coordenação, o nível de granularidade na definição dos comportamentos ou a codificação das respostas (conjuntos pré-especificados ou contínuas) [ARKIN, 1998].

O advento das arquiteturas híbridas compostas de módulos reativos e deliberativos tornou o conflito mais ameno [ARKIN, 1998]. O desafio central da abordagem está na forma de integrar os diferentes pontos de vista, e a ausência de prescrições absolutas dá margem para inovações. Mais uma vez, modelar com base na natureza é uma boa estratégia pois há evidências de ambos os componentes nas ações animais. A navegação robótica, por exemplo, pode usufruir da compreensão da navegação animal. Afinal, se a mobilidade é uma característica *sine qua non* para a sobrevivência de muitas espécies e estas desempenham com maestria a função, entender os princípios que a regem pode ser a chave para a construção de agentes autônomos flexíveis e robustos.

O desenvolvimento de sistemas móveis é um tema ora tocado reativamente, ora deliberativamente, mas os estudos demonstram que até os insetos, com sistemas nervosos reativos relativamente simples, utilizam representações do seu habitat. Para retorno a locais de interesse armazenam imagens toscas de marcos de referência em

volta daqueles, e quando afastados reagem para diminuir a diferença com a visão do momento [MÖLLER et al., 1998].

Mapas ou modelos do mundo aproximam o comportamento do contexto deliberativo. A construção de mapas utilizáveis por AA requer o equilíbrio entre a sua capacidade de representação e as restrições do processamento computacional. O tema não é trivial e vários métodos foram desenvolvidos para a tarefa [MARCHI, 2001].

Emprega-se neste trabalho uma classe especial de redes neurais artificiais (RNA) de aprendizagem não-supervisionada, os **mapas auto-organizáveis de Kohonen**, para representar o ambiente de navegação de um simulador robótico (khepera). A escolha por Kohonen não é arbitrária e sim motivada pelo fato desta rede neural garantir na saída a topologia e distribuição dos dados de entrada. Ademais, possui estrutura sintética, facilidade de implementação e, por último, mas não menos importante, plausibilidade biológica. Adicionalmente, o sucesso de outros experimentos favorece o emprego dos Mapas de Kohonen [HAFNER, 2000] [OWEN e NEHMZOW, 1996] [NEHMZOW e SMITHERS, 1991].

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo Geral

Esta dissertação propõe o uso de Redes Neurais Auto-organizáveis de Kohonen no mapeamento de ambientes de robótica móvel e o seu papel como suporte para deliberação.

1.2.1 Objetivos Específicos

Discutir a abordagem híbrida na robótica baseada em comportamentos e o seu potencial para o projeto de agentes autônomos.

Apresentar a arquitetura neural hierárquica PyramidNet.

1.3 Organização do Texto

A fim de inserir a presente dissertação no contexto das pesquisas atuais em agentes autônomos móveis, sustentar as simulações realizadas e conclusões, este texto está organizado da seguinte maneira:

No capítulo 2 caracteriza-se a Robótica Baseada em Comportamentos e sua origem notoriamente inspirada na biologia. Comum a animais e robôs o problema de seleção da ação adequada em determinada situação é abordado em torno das estratégias de coordenação dos comportamentos.

O capítulo 3 mostra como as manifestações comportamentais dependem dos mecanismos neurais, sendo que a organização dos módulos de controle é o tema do capítulo.

O capítulo 4 é dedicado aos detalhes da arquitetura neural hierárquica Pyramidnet.

No capítulo 5 discute-se o conflito entre a abordagem reativa e a abordagem deliberativa na criação de agentes autônomos, e a tendência entre os roboticistas em prol de arquiteturas híbridas. Mapas aparecem como o suporte de procedimentos deliberativos no problema da navegação robótica e expõe-se a rede neural auto-organizável de Kohonen como ferramenta para a sua construção.

No capítulo 6 descreve-se as simulações e experimentos que procuram demonstrar a viabilidade da utilização de redes de Kohonen para a criação de mapas do ambiente de robótica móvel. Finalmente, as conclusões e perspectivas de trabalhos futuros são apresentadas no Capítulo 7.

Capítulo 2

Abordagem ao Problema da Robótica Baseada em Comportamento

2.1 Introdução

O desafio de criar artefatos que se comportem de forma autônoma e executem tarefas exclusivas dos homens a fim de auxiliá-los é uma antiga aspiração da humanidade: Paracelsus, o alquimista medieval, prescrevia um processo para criar o *homunculus* ou pequeno homem misturando sêmen humano e fezes de cavalo, a lenda judaica do Golem criado a partir do barro e vivificado com palavras mágicas, a narrativa maia Popol Vuh da criação do mundo e do homem, os autômatos construídos com mecanismos de relojoaria e até mesmo as farsas de dispositivos capazes de jogar xadrez que escondiam jogadores de pequena estatura no seu interior ressaltam este objetivo. Em épocas mais recentes, os romances “Frankenstein” de Mary Shelley e os contos de ficção científica *I, Robot* de Isaac Asimov [ASIMOV, 1967] abordaram o tema e conquistaram legiões de leitores. A palavra Robô vem da peça R.U.R. (Robôs Universais de Rossum) de Karel Capek (1921) e significa escravo no idioma tcheco. Por fim, no século XX o cinema produziu inúmeros filmes que deslumbraram platéias com seus andróides ou robôs como em “Guerra nas Estrelas”, “Blade Runner” e “O Exterminador do Futuro”.

Uma longa série de avanços científicos e tecnológicos, incluindo os estudos anatômicos de Andreas Vesalius e René Descartes no Renascimento que minaram os argumentos antropocêntricos, a proliferação dos computadores digitais, a pesquisa

genética, o aperfeiçoamento da mecânica fina e microeletrônica, o desenvolvimento de novos materiais e técnicas de prototipação rápidas, a compreensão do sistema nervoso de animais e sua relação com o comportamento dos mesmos, os métodos de Inteligência Artificial, asseveram que a autonomia robótica é uma meta alcançável pela tecnologia. A própria existência de seres vivos na Terra e a formulação de teorias que expliquem de forma consistente a origem e evolução das espécies reforçam a asserção anterior. Portanto, é lógico e sensato que a natureza viva seja tomada como modelo.

Escolhida a direção do passo inicial que aponta para a análise detalhada da vida, pergunta-se: Que analogias úteis colher da observação biológica? Quais princípios são comuns entre seres vivos e sistemas técnicos? Quais classes de comportamentos distinguem-se nos animais e são passíveis de imitação? Qual arquitetura de controle utilizar em robôs que se pretende ajam de forma autônoma? A seguir discute-se as questões apresentadas.

2.2 Inspiração na natureza

Os seres humanos, comparados a outros seres vivos, são particularmente hábeis na criação de ferramentas que nos auxiliam nas mais diversas tarefas como revelam os registros oficiais de patentes. Nos últimos duzentos anos presenciamos o surgimento de uma quantidade de novos inventos sem paralelo na história da humanidade: velozes máquinas cruzam os céus, ampliadores da visão revelam minúsculos elementos ou as profundezas longínquas do cosmos, computadores capazes de bilhões de cálculos por segundo são alguns dos marcos dessa criatividade. Tais dispositivos ora multiplicando a força muscular, ora ampliando a sensibilidade dos órgãos dos sentidos tornaram-se indispensáveis nas sociedades modernas.

No meio desta miríade de mecanismos distingui-se uma classe especial que tem sua origem, princípios ou finalidade notoriamente inspirados na observação dos seres vivos. Esta fonte de idéias jorra há muito tempo como mostram os esboços das asas de morcegos (*fig. 2.1*) feitos pelo gênio universal Leonardo da Vinci, talvez encantado pelo mito grego de Ícaro, na busca por concretizar o ancestral sonho humano de voar como os pássaros. Da Vinci é o precursor da Biônica, área interdisciplinar da tecnologia surgida por volta de 1960, definida como *a arte de aplicar o conhecimento a respeito dos seres vivos na solução de problemas técnicos* [GERARDIN, 1968].

Diversos produtos são frutos desta fusão de conhecimentos técnicos e científicos de biólogos, matemáticos, engenheiros e físicos. Por exemplo, os sistemas de localização por eco de morcegos e golfinhos e a estrutura aderente de certas sementes serviram respectivamente de modelos para o radar, o sonar e o velcro.

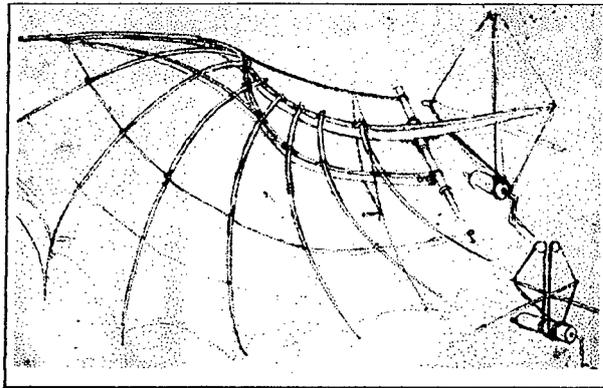


Fig. 2.1 Esboço de Asa – Leonardo da Vinci

Anterior à biônica, durante a Segunda Guerra Mundial, um pequeno grupo multidisciplinar liderado por Norbert Wiener fundava a Cibernética ou a *ciência do controle e comunicação nos animais e nas máquinas* [WIENER, 1948]. Originalmente voltada para o problema militar de mira de canhões antiaéreos teve como pilar o ciclo de realimentação (*feedback*) que corrigia o ângulo de tiro mediante as informações de posição e velocidade que recebia sobre o alvo.

O laço de realimentação ou retroação caracteriza uma cadeia causal em que parte da energia ou informação saída do último elemento do sistema retorna ao primeiro. Deste modo, comparando a saída obtida com a saída desejada ajusta-se os componentes atuadores para o desempenho previamente estipulado. Uma antiga aplicação do conceito pode ser visualizada no regulador centrífugo de James Watt utilizado para manter em limites aceitáveis a velocidade de funcionamento de sua máquina a vapor (*fig 2.2.*).

Os ciberneticistas examinaram quão abrangente seria a noção de realimentação e constataram que estava presente em sistemas sociais e variados processos internos dos seres vivos. O esquema de controle da temperatura corporal dos mamíferos exemplifica um processo autoregulador deste tipo denominado de homeostase pelo fisiologista Walter Cannon, i.e., a manutenção do equilíbrio de certos parâmetros fisiológicos diante das variações ambientais. Em um homem adulto saudável a temperatura interna de 36,6 graus centígrados, a quantidade de 1% de açúcar no sangue e a pressão sanguínea de 100–140 milímetros da coluna de mercúrio mantêm-se constante [SAPARINA, 1966]. O cientista britânico W. Ross Ashby aprofundou a compreensão do fenômeno e o

demonstrou ao construir um dispositivo elétrico, denominado homeostato, que mantinha sua corrente interna aproximadamente constante quando sujeito a correntes variáveis na entrada [ASHBY, 1956]. Uma introdução didática à cibernética pode ser lida em [EPSTEIN, 1986].

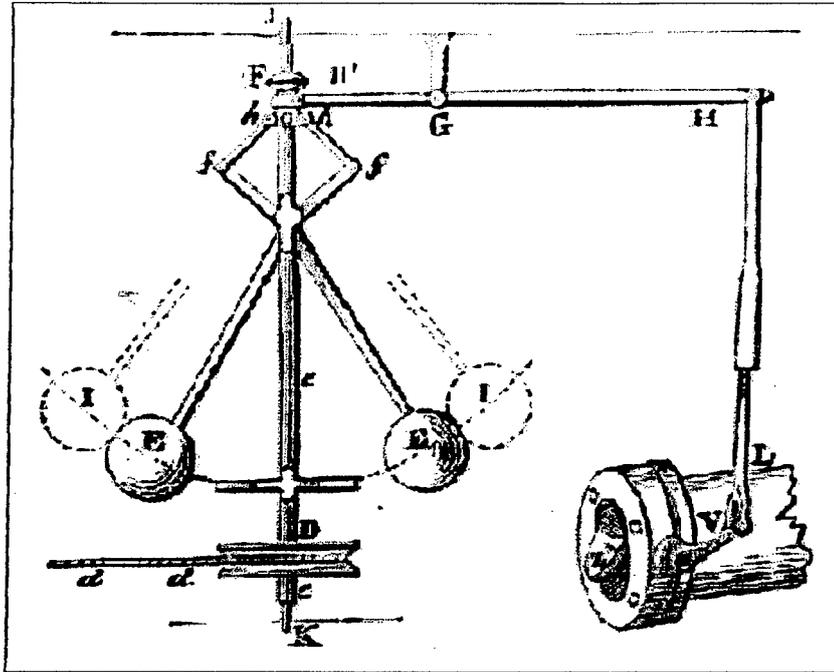


Fig. 2.2 Regulador de Esferas de Watt

2.3 Cérebro e Inteligência Artificial

Concomitantemente, a formalização de computadores universais por Alan Turing e Émil Post, o advento de computadores eletromecânicos e eletrônicos, cuja arquitetura subjacente foi explicitada por John von Neumann, e os paralelos encontrados entre “cérebros eletrônicos” e cérebros naturais pela neurofisiologia e psicologia colocaram na pauta da cibernética as tentativas de simulação das estruturas e funções cerebrais. O primeiro degrau foi alcançado em 1943 quando o psiquiatra Warren McCulloch e o matemático Walter Pitts apresentaram o modelo computacional de um neurônio biológico cujas combinações poderiam implementar qualquer expressão lógica finita.

Êxito maior seria alcançado pelas redes de *perceptrons* de Frank Rosenblatt (1958) que após um período de treinamento é capaz de distinguir padrões a ela apresentados. No entanto, passada a euforia inicial na comunidade científica proveniente das especulações a respeito das possibilidades dos *perceptrons*, Marvin Minsky e Seymour Papert (1969) provam que o conjunto de padrões necessita ser linearmente separável o que diminui o seu espectro de aplicações e arrefece as pesquisas

nesta linha. Esta limitação foi superada com a redescoberta do algoritmo *backpropagation* aplicado em redes neurais multicamadas.

Denominou-se conexionismo a corrente da Inteligência Artificial que estuda a arquitetura e algoritmos inspirados nas redes neuronais biológicas, e tem sido de grande valor nas implementações de controles para agentes artificiais autônomos.

Concorrente ao conexionismo nascia a IA simbólica, uma alternativa baseada em sistemas de manipulação de símbolos capazes de reproduzir atividades humanas inteligentes, tais como jogar xadrez e resolver desafios lógicos. A abordagem simbólica preocupa-se com o comportamento inteligente global e desconsidera os mecanismos responsáveis por este comportamento.

O programa Logic Theorist de Allen Newell, Herbert A. Simon e J. C. Shaw foi apresentado na conferência do Dartmouth College e era capaz de demonstrar teoremas extraídos da monumental obra *Principia Mathematica* de Alfred North Whitehead e Bertrand Russel. O Logic Theorist utilizava técnicas heurísticas para reduzir e tornar computável o exame da árvore de busca. Posteriormente, Newell, Shaw e Simon desenvolveram o General Problem Solver (1957) com a possibilidade inovadora do programa checar a proximidade da solução através da técnica “análise de meios e fins”.

A IA Simbólica ainda alcançaria um relativo sucesso com a introdução no mercado de produtos conhecidos como Sistemas Especialistas. Tais sistemas representam o conhecimento de profissionais em áreas restritas do saber e são suscetíveis de consultas por parte de usuários. A derrota do campeão mundial de xadrez Gary Kasparov diante do supercomputador IBM *Deep Blue* em um *match* transmitido para todo o planeta via Internet é uma amostra da força e atualidade desta corrente.

2.4 Robótica Baseada em Comportamento

Durante um longo período (1969–1981) o tratamento simbólico reinou nas pesquisas da Inteligência Artificial e conseqüentemente nas aplicações robóticas. O esquema básico de controle deliberativo executa a seqüência *sense-model-plan-act*. Informações são capturadas por sensores especializados que as enviam para um modelo do ambiente. Em seguida, um módulo de planejamento decide quais ações executar.

No entanto, alguns cientistas não foram seus súditos fiéis. O professor do M.I.T. Rodney A. Brooks era um dos insatisfeitos e desferiu sua crítica, sutilmente antecipada no título do seu artigo “Elephants don't play chess” (Elefantes não jogam xadrez), onde

postula *“In this paper we argue that the symbol system hypothesis upon which 'classical AI' is based is fundamentally flawed, and as such imposes severe limitations on the fitness of its progeny”* [BROOKS, 1990]. A alternativa proposta por Brooks propõe a operação de módulos dotados de comportamentos individuais dispostos em camadas hierarquizadas. Sob esta orientação a **questão comportamental (organização e controle)** passou a ter um papel relevante e profícuo no projeto de agentes autônomos.

A Robótica Baseada em Comportamento é uma metodologia inspirada na biologia que favorece o paralelismo e a descentralização. Um robô projetado segundo esses ditames é controlado por uma rede de comportamentos que interagem entre si e com o ambiente. Cada comportamento destina-se a uma tarefa específica (ex., evitar-obstáculo, ir-para-casa, seguir-luz, seguir-parede, etc.) e podem ser definidos com níveis diversos de abstração (ex., um-passo-a-frente, siga-em-frente). São ativados por sinais de entrada capturados pelos sensores do robô e/ou de outros comportamentos e enviam sinais ou comandos para os atuadores do robô e/ou para outros comportamentos. O paralelismo é garantido pela possibilidade de excitação simultânea, não necessariamente a execução, de vários comportamentos. A informação não é centralizada ou centralmente manipulada [MATARIC, 1998].

2.4.1 Classes de Comportamentos

O afã de construir robôs capazes de atuar em ambientes dinâmicos levou à engenharia reversa da natureza. Os seres vivos afinal demonstram desempenho superior àquele que a tecnologia conseguiu com suas criaturas artificiais (agentes autônomos, robôs, animats). O animal move-se, come, foge ou luta para sobreviver e reproduz-se perpetuando desta forma suas características hereditárias para além de sua existência fugaz.

Os comportamentos comprometidos com a sobrevivência e procriação são induzidos por sinais externos percebidos do ambiente e consoante o estado interno do animal. A lista de comportamentos é bastante extensa, mas ainda assim pode-se dividi-la em cinco classes:

2.4.1.1 REFLEXO

É uma resposta fixa (a mesma causa, produz o mesmo efeito) acionada por um determinado estímulo ambiental. A intensidade e persistência da ação reflexa são

funções da intensidade e persistência do estímulo. A conhecida caricatura de um médico golpeando o tendão abaixo do joelho de um paciente com um pequeno martelo e recebendo um chute de volta retrata o *reflexo patelar*. A ausência da reação (estiramento do músculo da coxa) pode significar algum problema no sistema nervoso como os decorrentes da sífilis.

2.4.1.2 TAXIA

Direciona o animal para afastar-se ou aproximar-se da fonte emissora do estímulo. Este último determina a nomenclatura: quimiotaxia (estímulo químico), fototaxia (luz), tignotaxia (tato), reotaxia (correntes de água), etc. As mariposas, por exemplo, são atraídas pela luz incandescente. [ASIMOV, 1964].

2.4.1.3 REATIVO OU PADRÃO FIXO DE AÇÃO (PFA)

É descrito detalhadamente por [ROISENBERG, 1998]: *“Esta classe de comportamento é formada por uma série de comportamentos estereotipados como resposta a um dado estímulo. O estímulo que dispara o comportamento é geralmente mais complexo e específico que o necessário para disparar um comportamento reflexivo. A resposta, por sua vez, envolve uma seqüência temporal de ações que se desenrolam até o seu final, mesmo que o estímulo disparador não esteja mais presente. As respostas que compõem o comportamento reativo podem estar relacionadas de um modo intrincado, no qual cada resposta componente é disparada pelo final da ação precedente ou por algum estímulo ou sinal proveniente do ambiente e que é alcançado como resultado da ação precedente. Se qualquer dos sinais disparadores de uma ação da seqüência for inibido, todas as ações seguintes não serão disparadas, mesmo que os sinais seguintes sejam apresentados”*.

Encontra-se em [ALCOCK, 1998, p. 131] uma tática, denominada *codebreaking*, utilizada por algumas espécies para aproveitar o PFA de outras: *“Um code breaker de primeira é o besouro Ateules pubicollis, o qual deposita seus ovos em ninhos da formiga Formica polyctena. A larva desenvolvida produz um odor atraente, ou feromônio, que induz as formigas trabalhadoras a levar o besouro parasita para a incubadora, onde o verme regala-se com os ovos e larvas de formigas. Não contente com esta despesa, o parasita imita a súplica por comida típica da larva de formiga batendo com partes de sua boca nas mandíbulas de uma formiga trabalhadora. Esta ação é um liberador (releaser) que dispara a regurgitação (um PAF) da formiga. A*

larva eventualmente transforma-se em besouro adulto que também imita o liberador para as formigas trabalhadoras adultas alimentarem-no”.

2.4.1.4 INSTINTIVO

Comportamento motivado, i.e., impulsionado em direção a uma finalidade, e que depende também do estado interno do organismo. Os estímulos apenas desencadeiam o comportamento instintivo e não são sempre necessários para guiá-los através do padrão total.

O instinto é definido como um comportamento padrão que aparece completamente funcional desde a primeira vez que é executado, mesmo que o animal não tenha tido prévia experiência com os sinais para os quais ele reage [ALCOCK, 1998].

O instinto de rolagem do ovos dos gansos cinzentos descrito por [LORENZ, 1995, p. 308]: *“Em um ganso que está encubando, tal comportamento é liberado quando este se depara com um objeto situado fora do ninho, mas próximo a este, apresentando várias características de liberação. O objeto deve ser liso e com uma superfície dura. Sua forma é irrelevante; cubos de madeira são tratados como se fossem ovos, e o tamanho pode variar de um cubo de poucos centímetros até o máximo possível a ser abarcado pelo pescoço do ganso. O padrão fixo usado na ação consiste de um alongamento do pescoço para frente, curvando a cabeça para baixo, de maneira que toque o ovo com a porção inferior do bico, fazendo então rolar em direção ao ninho por intermédio de uma pequena curvatura do pescoço. Concomitantemente, movimentos compensatórios de cabeça e bico para cada lado mantêm o ovo equilibrado e previnem seu desvio da trilha desejada. O padrão motor fixo pode ser isolado agarrando-se habilmente o ovo após o movimento ter sido liberado. O movimento então continua ocorrendo suavemente durante todo o percurso, permanecendo estritamente na mediana ao longo do plano de simetria da ave. Uma vez o movimento liberado, ele pode apenas percorrer seu caminho até o final.”*

2.4.1.5 RACIONAL

Baseia-se na presença de um modelo interno do mundo e na capacidade de manipular os objetos simbólicos da representação antes de uma ação efetiva. Definido nestes termos o apanágio não é exclusivo dos seres humanos como tem sido demonstrado em engenhosos experimentos. Por exemplo, o psicólogo alemão Wolfgan

Köhler (1887–1997) testou o chimpanzé Sultão que solucionou o problema de alcançar um pedaço distante de banana conectando pequenos bastões [HILGARD e ATKINSON, 1979]. Carl Sagan [SAGAN, 1983] relata o ensino pelos psicólogos Beatrice e Robert Gardner da linguagem americana de sinais para os chimpanzés Washoe, Lana e Lucy. Evidentemente, as realizações humanas ultrapassam em muito estas operações.

2.4.2 A Hipótese Parcimoniosa e Robôs Reativos

A classificação dos comportamentos se torna útil na medida em que implicitamente se admite a análise de um comportamento complexo a partir da soma de outros simples. Esta hipótese parcimoniosa tem sido testada com resultados surpreendentes como exemplificados a seguir:

2.4.2.1 TARTARUGAS DE WALTER.

William Grey Walter projetou a *Machina Speculatrix* [WALTER, 1963] e construiu exemplares (Elsier, Elmer), que por aparência externa ficaram conhecidas como tartarugas. Eram dotadas de duas rodas traseiras com um motor acoplado para tração e uma roda dianteira responsável pela direção com motor próprio. Duas baterias alimentavam o circuito analógico. Todo o conjunto era montado em um chassi sobre o qual dispunha-se uma lâmpada e uma fotocélula para detectar fontes luminosas ambientais. Esta fotocélula por estar conectada ao eixo da roda dianteira sempre apontava para a direção do movimento. Um sensor de toque e inclinação completava os órgãos do sentido.

A meta da tartaruga de Walter consistia em manter-se sob iluminação média. Para tanto dispunha de um conjunto de comportamentos básicos que lhe permitiam mover-se seguramente pelo ambiente e recarregar por si mesma suas baterias quando necessário:

- Procurar luz orientada pela célula fotoelétrica;
- As taxias seguir em direção a foco de luz fraco (atração) e afastar-se de foco de luz forte (aversão) que variavam de acordo com posição, localização e com o nível de carga das baterias.
- Recarregar bateria nas estações de alimentação que possuíam uma lâmpada brilhante. Quando a carga está baixa a sensibilidade para a luz diminui e a tartaruga estaciona até a recarga completar-se.

- Contornar obstáculos pesados e empurrar os leves.

Malgrado a estrutura elementar o comportamento da tartaruga de Walter não era tão simples [KONDRATOV, 1967]. A lâmpada sobre a tartaruga permanecia ligada, mas apagava sempre que detectava uma fonte de luz. Este artifício originava dois surpreendentes comportamentos sociais como relata Walter J Freeman [FREEMAN, 2001]: *“As a means for detecting the internal state, Walter placed on the rotating capstan of the turning motor a marker light extending above the carapace, that stayed on when the turning motor was on, but went out when turning stopped. When the tortoise encountered its own light in a mirror, it stopped and oriented to its own light. Then it resumed circling, saw its light again, and stopped. The behavior continued until it had passed the mirror. If it encountered another of its own kind, attracted by the other light, a stately dance ensued of bumping and backing. Walter thought that these behaviors expressed self recognition and recognition of conspecifics.”*

2.4.2.2 VEÍCULOS DE BRAITENBERG

Valentino Braitenberg imaginou uma série de veículos dotados de sensores conectados diretamente a motores. Estas transformações sensório-motoras eram moduladas pelo padrão e força excitatória ou inibitória das conexões, resultando em comportamentos diversos. Por exemplo, um arranjo de dois sensores de luz colocados lado a lado na frente do veículo e cada um deles ligado respectivamente à entrada dos motores esquerdo e direito afastava o veículo de uma fonte luminosa. Posto que o sensor mais próximo da fonte de luz impunha um regime de funcionamento mais forte ao seu motor, a diferença de velocidades resultava no desvio observado, uma manifestação que Braitenberg denominava de “medo” (fig. 2.3). Se adotada sua descrição outros arranjos resultavam em aversão, atração, amor, agressão, fuga, etc.

Adaptando circuitos lógicos a tijolos LEGO, cientistas do M.I.T. Media Laboratory trouxeram algumas criaturas de Braitenberg para o mundo real [HOGG et al., 1991]. Montadas combinando tijolos sensores (luz, calor, som, toque), dotados de ajuste manual do limiar de sensibilidade, tijolos motores (com uma entrada para potência e outra para o sentido de rotação) e tijolos lógicos (e, ou, inversores, flip-flop, temporizadores) criaram veículos capazes de procurar sombras, evitar obstáculos, seguir paredes e o que mais a habilidade do construtor permitia. Faça-se um parêntese para

dizer que versões destes tijolos tornaram-se um produto comercial e ferramenta de apoio à aprendizagem como definida na proposta original do projeto: “*Creatures built from Eletronics fall on the fuzzy boundary between animals and machines, forcing students to come to terms with how machines can be like animals, and vice-versa*” [HOGG et al., 1991].

[ALCOCK, 1998] descreve o artifício de fuga aérea do grilo *Teleogryllus oceanicus* quando da aproximação de um morcego. Os morcegos emitem sons na frequência de 40–50 kHz para localização de obstáculos e alvos comestíveis. Supondo que o ataque é desferido pelo lado direito, o sensor de ultra-som do grilo localizado deste lado é acionado e acarreta um movimento ascendente da perna esquerda. Esta perna tocará a asa correspondente diminuindo a frequência da batida da asa. Então, a diferença de velocidades das asas impulsionadoras desviará o grilo para longe da fonte sonora. Uma notável semelhança com uma criatura de Braitenberg.

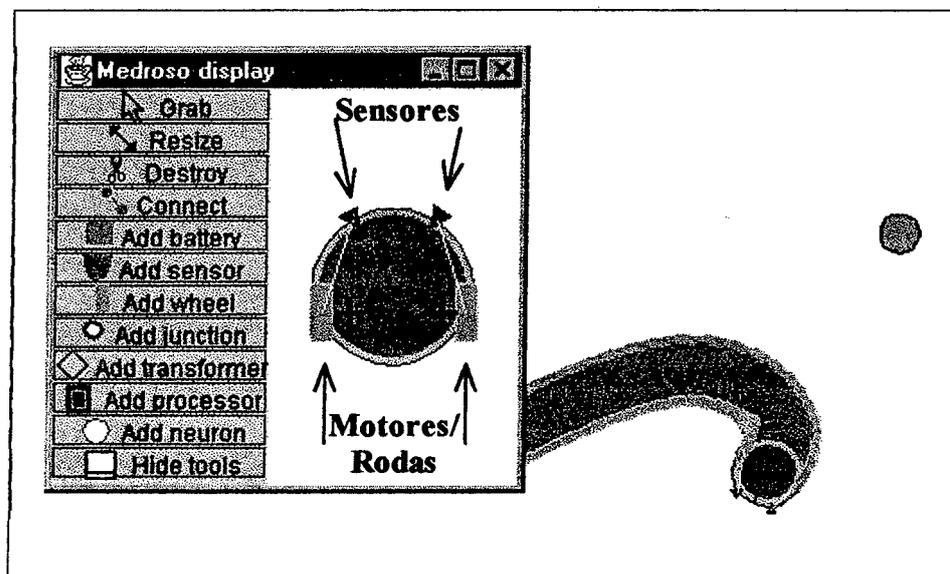


Fig. 2.3 Criatura Medrosa de Braitenberg

Permita-se neste momento contemplar a atuação das criaturas no seu **meio ambiente**. Tome-se o mais simples dos veículos que possui um único sensor conectado a um motor. Apesar de sua simplicidade ele apresenta uma conduta não linear devido às influências que recebe do meio (variações no atrito, inclinações). A relevância desta interação entre o agente e o ambiente foi realçada hipoteticamente por [SIMON, 1981] através da parábola de uma formiga caminhando na praia e cuja trajetória é bastante irregular: “... *A aparente complexidade do seu comportamento ao longo do tempo é em grande parte reflexo da complexidade do ambiente em que se encontra*”. Este ponto de

vista é levado mais adiante com o conceito de nicho ecológico e é resumido por [ARKIN, 1998]: “*Thus, for a roboticist to design effective real world systems, he must be able to characterize the environment effectively. The system must be target towards some niche. Often this implies a high degree of specialization*”.

2.4.2.3 BOIDS

A natureza é rica de organismos que atuam de forma ordenada: um bando de pássaros em vôo descreve trajetórias sinuosas, uma poderosa manada em disparada mantém a coesão sem atropelos internos, um cardume de peixes espalha-se na presença de um predador para logo em seguida agrupar-se novamente. Quais leis mantêm o equilíbrio dinâmico destes sistemas? Não sabemos, mas Craig Reynolds postulou um conjunto reduzido de regras seguido independentemente por cada elemento do grupo, denominado *Boid*, capaz de simular tais coreografias: “*So I just tried to mentally put myself inside a flock and imagine what I would have to do to fly with them. I'd have to make sure I didn't get too close to any of my local flockmates. I'd want to be flying at the same speed and in the same heading as my local flockmates. (This also means I'm unlikely to collide with them in the near future.) And finally, if I noticed that all of my local flockmates where on one side of me, I'd want to drift over towards them*” (fig. 2.4). Portanto, um *boïd* reage de acordo com sua posição e direção relativas aos vizinhos imediatos, e somente a estes, segundo as regras [REYNOLDS, 1987]:

1. *Coesão*: Cada boïd deve dirigir-se em direção ao centro de seu agrupamento local;
2. *Alinhamento*: Cada boïd alinha-se na direção de seus vizinhos e procura igualar a velocidade destes;
3. *Repulsão*: Manter distância dos que estão à sua volta para evitar colisão.

Posteriormente, Reynolds acrescentou uma regra para evitar obstáculos interpostos no ambiente. Ao aproximar-se de um obstáculo o bando dividia-se e reunia-se após contorná-lo. Certamente, um comportamento emergente não previsto. Um fato a destacar é que os *boïds*, seguindo o caminho da técnica para a biologia, serviram de base para o estudo de ornitólogos confirmando o que segundo [MATARIC, 1998] é uma

das metas da Robótica Baseada em Comportamento: “usar a robótica para modelar e melhor entender sistemas biológicos, tipicamente abrangendo de insetos a homens”.

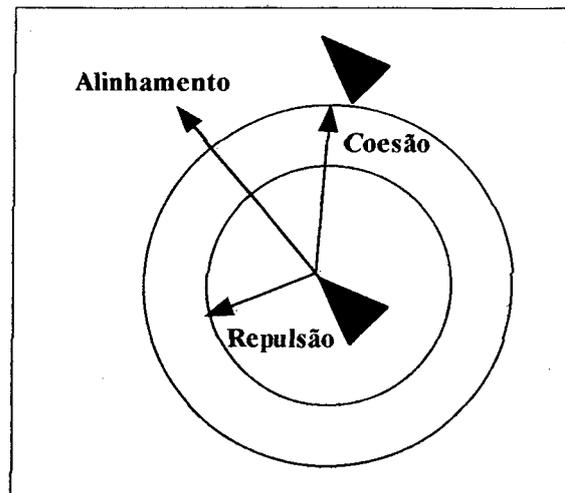


Fig. 2.4 Vetores sobre um único Boid

Desconsiderem-se as limitações eventuais dos modelos apresentados e os exemplos corroboram o argumento minimalista desenvolvido neste tópico, i.e., combinações de comportamentos elementares podem resultar em comportamentos complexos. Evidentemente, a coordenação eficaz e eficiente desses blocos básico é o objetivo a ser perseguido pelos projetistas de AA.

2.5 Estratégias de Coordenação de Comportamentos

O escritor Isaac Asimov, mais do que qualquer outro, ajudou a difundir a idéia de robôs operando no cotidiano. Em seu clássico *I, Robot* [ASIMOV, 1967] expõe três leis que serviram de substrato lógico para o comportamento dos robôs nas histórias. As leis dispostas por prioridade decrescente são:

1. Um robô não pode ferir um ser humano, ou por inação, permitir que um ser humano sofra qualquer dano.
2. Um robô deve obdecer um ser humano, a menos que isto contrarie a primeira lei.
3. Um robô deve preservar a sua existência, a menos que isto contrarie a primeira lei e a segunda lei.

Em um dos contos o robô *speedy* encontra-se num conflito entre preservar sua existência e cumprir uma ordem dada casualmente, sem ênfase, pelo prospector Mike Donovan. Deste modo, surge a alternância de controle entre as duas últimas leis que conduz o robô a ficar girando indefinidamente em torno do local que deveria alcançar (atração), local este permeado com substâncias corrosivas para a sua estrutura metálica (aversão). Os criadores de *speedy* tinham potencializado a 3ª lei acima do valor normal devido o preço exorbitante de sua construção e o risco de perdê-lo, e na situação defrontada ela era reforçada até o ponto de equilibrar a pressão da 2ª lei. A solução final veio do personagem Gregory Powell que se colocou em posição de risco de vida a fim de superar o impasse com a entrada em ação da inexorável 1ª lei.

2.5.1 O Problema de Seleção da Ação (PSA)

A situação fictícia acima ilustra o ponto em que comportamentos distintos são ativados simultaneamente e um deles deve prevalecer. De forma geral, pela definição de [REDGRAVE et al., 1999], este é um ‘problema de seleção’ em que dois ou mais sistemas lutam pelo acesso ao mesmo recurso restrito. A questão fundamental é determinar o mais propício conjunto de ações motoras que satisfaçam algum objetivo a ser alcançado pelo agente. [BLUMBERG, 1994] assume o PSA central para a construção de AA capazes de operar robustamente em ambientes complexos e dinâmicos.

Para a solução do conflito duas classes de coordenação de comportamentos, a competitiva e a cooperativa, são usualmente empregadas. Pelos métodos competitivos apenas um dos comportamentos sobressai (*winner-take-all* ou “o vencedor-leva-tudo”), enquanto pelo método cooperativo as respostas são somadas de acordo com uma função específica. Nesta segunda classe enquadra-se o método dos Campos Potenciais [ARKIN, 1998] em que os obstáculos no teatro de operações geram vetores repulsivos e as metas induzem vetores atrativos. A interação do agente com estas linhas de campo conduzem-no em direção ao alvo.

Notou-se durante a leitura de textos que tratam dos mecanismos de seleção a falta de uma taxonomia padrão entre os diversos autores. [PIRJANIAN, 1999], por exemplo, cita a taxonomia de Alessandro Saffiotti que divide os mecanismos de seleção em Arbitragem e Fusão de Comandos, enquanto [ARKIN, 1998] particiona em métodos Competitivos e métodos Cooperativos (*fig. 2.5*). Mais grave que as distintas

nomenclaturas são as diferenças conceituais e contextuais. Cite-se que [PIRJANIAN, 1999] insere o *winner-take-all* como um método específico de Arbitragem e [ARKIN, 1998] o toma como a característica básica que define a classe dos métodos competitivos; o método de seleção por votação é posicionado distintamente pelos autores. Adota-se no presente texto a taxonomia de Arkin.

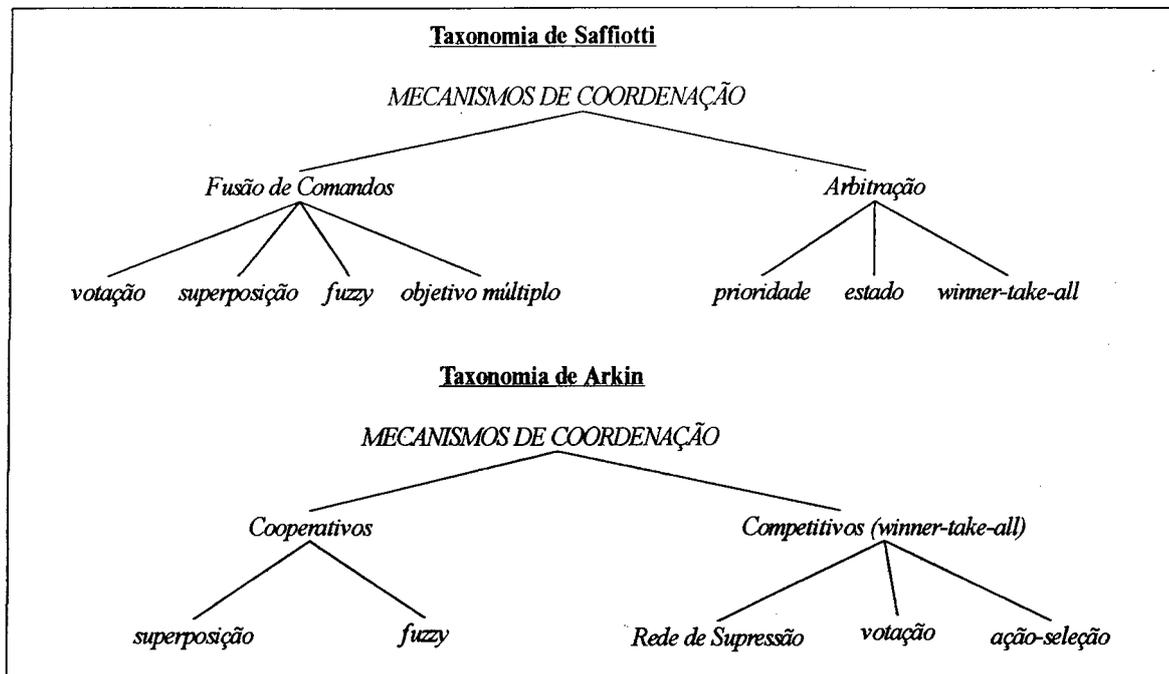


Fig. 2.5 Taxonomia de Coordenação de Arkin e Saffiotti (adaptado de [PIRJANIAN 1999])

2.5.2 Métodos de arbitragem

Um desafio central nos sistemas baseados em comportamento diz respeito à coordenação de múltiplos comportamentos, portanto fazendo “arbitragem”, i.e., decidindo que comportamento executar a cada instante [MATARIC, 1998].

Subdividem-se os métodos competitivos pela forma de arbitragem empregada na escolha do conjunto de ações a ser passado para os atuadores do agente:

2.5.2.1 ARBITRAGEM VIA REDE DE SUPRESSÃO

A escolha do comportamento é baseada em um esquema de prioridade fixa pré-definida. Os comportamentos estão dispostos hierarquicamente com os de nível mais alto suprimindo e inibindo os que estão abaixo (fig. 2.6).

A **Subsumption Architecture** de Rodney Brooks é o modelo mais conhecido desta forma de arbitragem e será apresentada posteriormente neste texto.

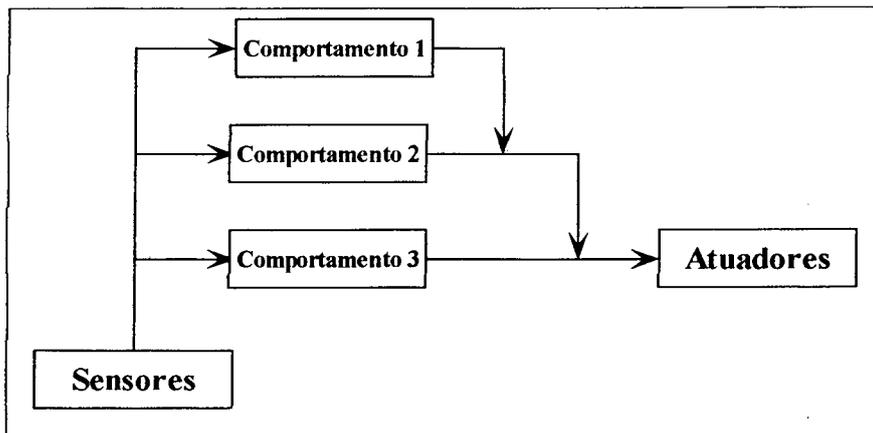


Fig. 2.6 Subsumption Architecture de Brooks

2.5.2.2 ARBITRAGEM VIA AÇÃO-SELEÇÃO

O comportamento mais ativo, calculado com base nas metas do agente e nos estímulos ambientais, é o vencedor. Não há hierarquia pré-definida entre os comportamentos e, portanto, a emergência é acentuada e novos comportamentos podem ser acrescentados de forma modular.

2.5.2.3 ARBITRAGEM VIA VOTAÇÃO

Ações motoras pré-definidas estão conectadas a distintos comportamentos e recebem votos destes últimos com base nas condições do ambiente. A ação eleita para execução é aquela de maior soma ponderada das conexões entre comportamentos e ações. Do mesmo modo que na arbitragem via ação-seleção não há hierarquização.

A **Distributed Architecture for Mobile Navigation (DAMN)** [ROSENBLATT, 1997] consta de comportamentos que operam paralela e assincronamente. Esses enviam para um árbitro central os votos a favor ou contra as ações básicas de controle do agente. Os pesos das ligações representam o poder relativo dos comportamentos no controle do agente, mas é a apuração dos votos totais pelo árbitro que determinará a próxima ação a ser executada. Os pesos podem ser alterados através de um operador (*mode manager*) a fim de melhorar o desempenho do agente para cumprir a tarefa especificada.

DAMN foi implementada em veículos experimentais na Hughes AI Center, nos veículos Navlab da Carnegie Mellon University operando em terrenos abertos e no projeto militar Unmanned Ground Vehicle Demo II Program da agência DARPA (Defense Advanced Research Project Agency). A figura 2.7, adaptada de

[ROSENBLATT, 1997] e [ARKIN, 1998], ilustra dois comportamentos ativos de um conjunto maior e algumas ações disponíveis. Estas recebem votos ponderados e um árbitro (a arquitetura permite mais de um árbitro) decidirá de acordo com alguma função específica a vencedora.

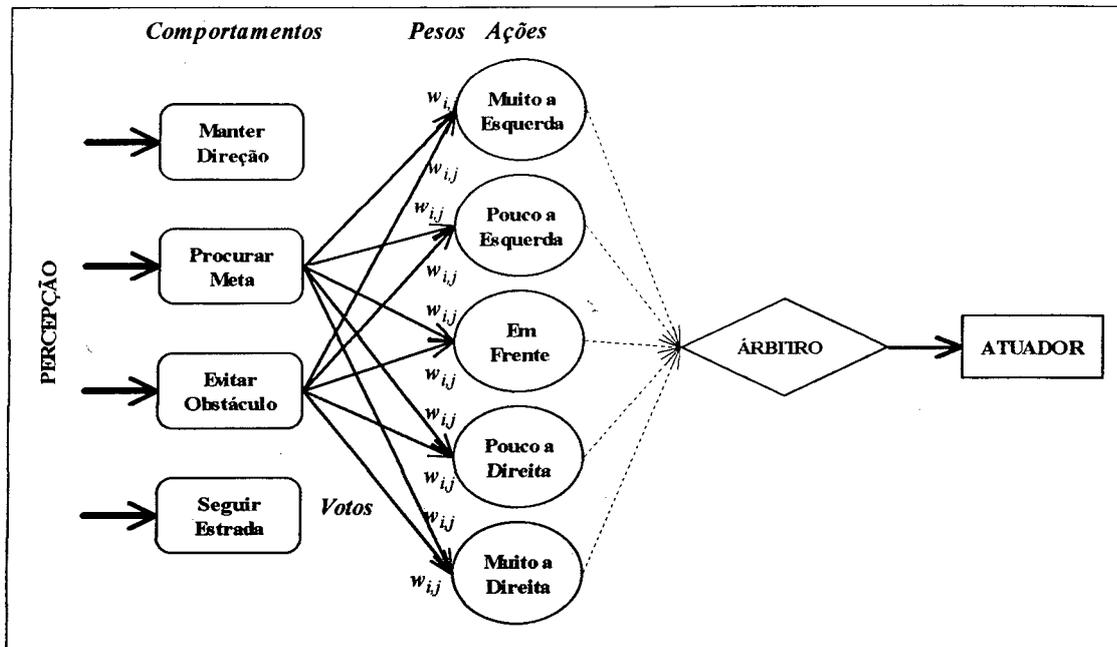


Fig. 2.7 Arquitetura DAMN

Os mecanismos de arbitragem, apesar de interessantes soluções do ponto de vista da engenharia, soam artificiais posto que carecem da contrapartida biológica comprovada. Portanto, o capítulo seguinte delinea o problema da coordenação partindo das relações de fluxo de informações e controle entre comportamentos, i.e., sua organização — um assunto profundo e amplamente estudado em etologia e neurociências, e de grande interesse para a robótica pelos *insights* que possa trazer para a compreensão de sistemas complexos.

2.6 Considerações Finais

Neste capítulo apreciou-se o potencial dos modelos inspirados no comportamento animal para o desenvolvimento de agentes capazes de atuar com autonomia em ambientes dinâmicos. Classificaram-se os comportamentos e demonstrou-se a possibilidade de conectar elementos simples para a execução de ações complexas.

O importante Problema da Seleção de Ação encaminhou as discussões a respeito das funções de arbitragem diante de comportamentos que competem pela posse do mesmo atuador.

No entanto, até o presente momento passou-se ao largo dos mecanismos internos que interligam estímulos a respostas ou percepções e estados internos a comportamentos. Este é o assunto do próximo capítulo que abordará as redes neuronais e neurais, tanto quanto suas implicações no projeto de agentes autônomos artificiais.

Capítulo 3

Mecanismos e Arquiteturas de Controle do Comportamento

3.1 Introdução

Desaparecem a cada dia de 50 a 200 espécies no planeta Terra de um total estimado entre 3 milhões e 30 milhões. As causas desta extinção são a destruição do habitat por incêndios ou desflorestamento intencional, a invasão de espécies não nativas em determinadas áreas e as mudanças climáticas. O Homem é o principal causador da corrente extinção em massa [CAIN et al., 2000].

O parágrafo acima é uma estranha forma de começar um capítulo sobre controle, mas justifica-se: a destruição ambiental provocada pelo *Homo sapiens sapiens* (Homem sábio sábio) resulta na perda da biodiversidade, com todas as suas conseqüências funestas, e, restritamente, das prováveis soluções de engenharia que pudessem advir do conhecimento desses seres extintos. Por que a preocupação se tantas outras espécies restam? Aconselha-se refletir sobre o alerta do matemático Walter R. Fuchs quando diz *“Mas a ignorância, que não protege do castigo, pode algum dia, de repente, voltar a ser assustadoramente atual...”* [FUCHS, 1970].

Este capítulo trata dos princípios gerais de projeto utilizados pela natureza para gerar suas versáteis criaturas e dos mecanismos responsáveis pelo comportamento adaptativo. Diversos cientistas perscrutam estes modelos naturais com o objetivo de construir sistemas de controle para agentes autônomos. Dentre eles, Mauro Roisenberg, do qual se apresenta a Arquitetura de controle **Piramidnet** [ROISENBERG, 2000].

3.2 Sistema Nervoso e Comportamento

O sistema nervoso dos animais é formado por um conjunto de células nervosas (neurônios) interconectadas especializado em receber informações do ambiente, armazená-las, processá-las, recuperá-las e ativar os músculos responsáveis pelos movimentos e locomoção do corpo. A operação do sistema nervoso permite que pássaros e tartarugas naveguem distâncias continentais e retornem ao ponto de partida, a eterna luta entre presas e predadores, a corte e o ato sexual, enfim, os incontáveis comportamentos adaptativos para sobreviver e procriar.

3.2.1 Neurônios Biológicos

O neurônio é uma célula especial capaz de integrar sinais elétricos no **corpo celular (soma ou pericarpo)** provenientes de outros neurônios através de ramificações denominadas **dendritos**, gerar pulsos elétricos e transmiti-los por um longo filamento liso denominado **axônio** (*fig. 3.1*). Contudo, esta estrutura estereotipada possui exceções tais como neurônios sem axônio ou dendritos, dendritos atuando como canais de saída e outras variantes. O leitor interessado poderá aprofundar no assunto em [NICHOLLS et al., 2000] que serviu de referência para o tópico presente.

Estimulados por mudanças de luminosidade, pressão ou substâncias químicas os dendritos alteram a permeabilidade de suas membranas para íons de sódio (Na^+) e potássio (K^+) e permitem a sua circulação através de canais de proteínas que abrem ou fecham em função do potencial elétrico. A diferença de concentração de íons no interior e exterior da membrana gera um **potencial elétrico localizado** que pode propagar-se para áreas vizinhas. A amplitude do sinal gerado depende da intensidade do estímulo e atenua na medida que se afasta do ponto inicial. Se o sinal exceder um limiar específico no corpo celular, e somente neste caso, é disparado um pulso de despolarização (**potencial de ação**) constante em amplitude e duração ao longo do axônio, independente da intensidade e duração do estímulo que o originou.

O potencial de ação nascido é regenerado induzindo sinais elétricos na região contígua. Forma-se então um trem de pulso que trafega veloz para a extremidade do axônio. Ao atingir este ponto **vesículas pré-sinápticas** liberam substâncias químicas (**neurotransmissores**) em direção aos dendritos de outros neurônios através de intervalos chamados de **sinapses**. Proteínas **receptoras** nos destinos interagem com os

neurotransmissores para criar um novo potencial localizado. A amplitude deste depende da quantidade de neurotransmissores enviados. Dependendo do tipo de receptor pós-sináptico a conexão será **inibitória** ou **excitatória**, i.e., dificultando ou não o surgimento do potencial de ação. No intervalo entre a **despolarização** e a **repolarização** total a membrana entrará no **período refratário** e não responderá a novos estímulos.

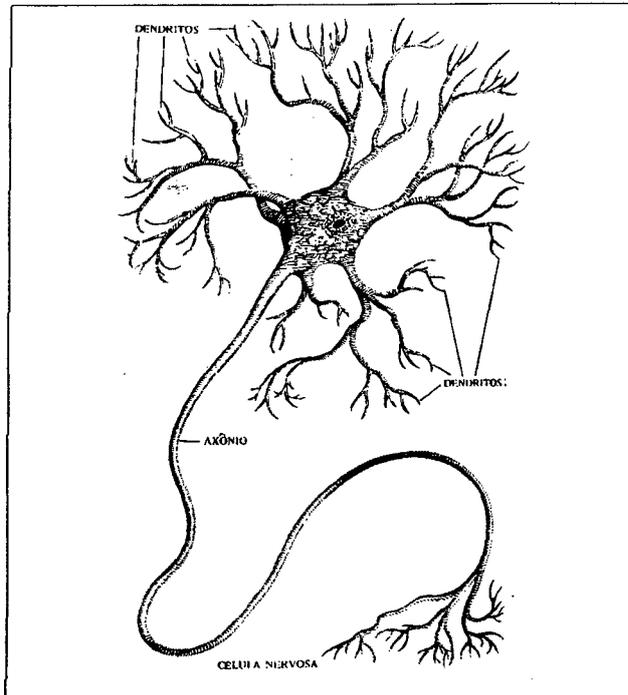


Fig. 3.1 Neurônio Biológico [ASIMOV, 1964]

O sistema nervoso possui além dos neurônios uma quantidade abundante de **glias**, um tipo de célula sem dendritos ou axônio cujo papel exato está para ser esclarecido. São formadoras da **bainha de mielina**, uma camada de lipídio que envolve determinados axônios e facilita a transmissão do pulso elétrico.

Neurônios operam como unidades elementares de **processamento de informações**. A intensidade de um estímulo é codificada pela frequência de disparo: quanto mais intenso o estímulo, maior a despolarização e, conseqüentemente, maior a frequência de disparo do neurônio.

3.2.2 Redes Neurais

Neurônios conectam-se a neurônios formando intrincadas redes neuronais com poder computacional enormemente ampliado. Um único neurônio motor da medula espinhal do ser humano pode receber conexões pré-sinápticas de aproximadamente 10.000 neurônios (**convergência**) e enviar sinais para milhares de outros através de

colaterais axônicos (divergência). Portanto, o número de conexões é muito maior que o número de neurônios.

A montagem em rede possibilita que padrões de informações mais sofisticados possam ser detectados e convertidos em comportamentos. Alguns destes grupos de neurônios (**sensores ou aferentes**), dispostos próximos à superfície da pele ou nos órgãos dos sentidos, capturam sinais ambientais transformando-os em potencial localizado e às vezes em potencial de ação. Comumente, grupos de neurônios intermediários (**interneurônios**) são acionados e coordenam a resposta do sistema nervoso. Se a resposta for no sentido de mover alguma parte do corpo ou de locomoção neurônios dedicados (**motores ou eferentes**) acionarão os músculos necessários.

Uma importante característica da sinapse é sua **plasticidade**, i.e., uma alteração de curta ou longa duração na força de conexão entre o neurônio emissor e o receptor em resposta aos estímulos. A quantidade de neurotransmissores liberados pode ser modulada pela frequência e duração do trem de pulsos.

A plasticidade sináptica embasa um dos processos de **aprendizagem** de que são capazes as redes neuronais. A **aprendizagem associativa** em que um padrão é de alguma forma associado a outro e revela-se no momento da apresentação deste último seria explicada pela **lei de Hebb** (psicólogo canadense Donald O. Hebb): *“Quando o axônio de uma célula A excita a célula B e repetidamente ou persistentemente toma parte no seu disparo, algum processo crescente ou mudança metabólica participa em uma ou ambas as células tal que a eficácia de A, como uma das células que disparam B, é aumentada”*. [BARRETO, 1999] explica a lei de Hebb pelo princípio da facilitação: *“Ora, pode-se imaginar que seguindo um princípio frequentemente válido em biologia, o de que o uso de um órgão favorece seu desenvolvimento, que cada vez que uma sinapse é ativada e encontra ativado ou consegue ativar outro neurônio o número de neurotransmissores liberados aumenta na próxima vez que o neurônio for ativado”*.

Como de hábito no estudo do sistema nervoso descobrem-se exceções. Ladislav Tauc e Eric R. Kandel (prêmio Nobel de Fisiologia e Medicina de 2000) enquanto estudavam a lesma marinha *Aplysia* encontraram um mecanismo diferente ao de Hebb que batizaram de **coincidência pré-modulatória**. A força de conexão entre dois neurônios é fortalecida quando um terceiro neurônio, o neurônio modulador, está ativo ao mesmo tempo em que o neurônio pré-sináptico. É dispensável a ativação do neurônio pós-sináptico [KANDEL e HAWKINS, 1992].

Tocante à mecânica da aprendizagem das redes neuronais, [ROISENBERG, 1998] acrescenta que conexões podem aparecer e desaparecer em minutos. Grupos de neurônios podem migrar de um lugar para outro [RUSSEL e NORVIG, 1995].

3.2.3 Organização do Sistema Nervoso

A arquitetura completa do sistema nervoso devido à imensa quantidade de células nervosas e o emaranhado de suas conexões é ainda um mistério a ser desvendado pela ciência. No entanto, algumas características gerais de sua organização são identificadas.

Neurônios de partes distintas do corpo e de espécies animais diferentes funcionam de forma semelhante. A variedade das reações de um organismo é função da dimensão e topologia do sistema nervoso. Admitindo-se simplificações e exceções destacam-se alguns itens a respeito do sistema nervoso:

- Divide-se o sistema nervoso em **central** que compreende o cérebro e a medula espinhal, e **periférico** que inclui o sistema autônomo, nervos cranianos e nervos espinhais.
- Neurônios que contribuem para a executar uma mesma função encontram-se em densos grupos conhecidos como **gânglios (centralização)**.
- Acúmulo imenso de neurônios no crânio formando o **cérebro**. A **cefalização**, no entanto, não é o padrão de todo reino animal. A Hidra, um invertebrado celenterado (cnidário) encontrado em lagoas e cursos d'água, possui uma estrutura reticular de células nervosas distribuídas *uniformemente* no seu corpo. Ao ser irritada, por um pequeno crustáceo, por exemplo, a célula emite uma descarga elétrica que se difunde pela rede com intensidade decrescente e ocasiona a contração muscular de todo o corpo capturando a presa. Não há neste caso controle central ou hierárquico.
- Existência de **conexões seqüenciais, laterais e recorrentes**. O sistema visual dos mamíferos apresenta os três tipos de conexões.

3.2.4 O Problema de Seleção da Ação entre os Animais

Walter J. Freeman [FREEMAN, 1997] simplificadamente define o cérebro como um conjunto de células na cabeça que regula o comportamento. Também define um

animal como um coletivo de células que se move pelo ambiente para comer e evitar ser comido, em competição para reproduzir.

Em um ambiente comumente dinâmico e perigoso espécies resistem e proliferam graças à organização do sistema nervoso que os dota de **comportamentos adaptativos**. Sinais disparadores de ações adequadas para a situação confrontada são obtidos através de filtros sensoriais customizados ou por meio do descarte de informações irrelevantes nos níveis mais altos do SNC.

Problema maior advém de informações que implicam no uso do mesmo conjunto de atuadores por comportamentos conflitantes, como entre fugir ou comer diante de um adversário faminto. Neste caso ao SNC cabe decidir qual comportamento executar, e assim retornamos ao problema de seleção da ação abordado no capítulo anterior. A leitura de [ALCOCK, 1998] é instrutiva acerca do tratamento dado ao PSA na biologia. Trata, por exemplo, dos **geradores centrais de padrão** encontrados em diversas espécies cujos neurônios ajustam o ritmo de grupos distintos de neurônios motores. A seção seguinte formaliza, além deste esquema **centralizado**, o **hierárquico** e o **distribuído**.

3.3 Arquiteturas de Controle de Comportamentos

A arquitetura provê um conjunto de princípios para organizar os sistemas de controle e impõe restrições na forma como os problemas de controle robótico podem ser resolvidos [MATARIC, 1998]. Distingue-se com base na lógica de conexão entre os módulos comportamentais, em competição pelo mesmo recurso, três tipos de arquiteturas de controle. Estas têm sido implementadas na solução do PSA para AA, suportam a decisão pelo método *winner-take-all* e possuem plausibilidade biológica conforme se expõe:

3.3.1 Arquitetura hierárquica

A **Subsumption Architecture** de Rodney Brooks é a referência fundamental deste esquema. Na sua forma pura caracteriza-se por camadas paralelas, em relação aos sensores, de comportamentos dispostos seqüencialmente por níveis de prioridade e implementados usando máquinas de estado finito incrementadas com registradores e temporizadores (*fig.3.2*). Cada camada é especializada em executar, assincronamente, uma tarefa determinada e uma camada superior é capaz de inibir a entrada sensorial da

imediatamente inferior ou de suprimir a saída da mesma e, eventualmente, substituí-la pela própria; toda a operação ocorre sem o conhecimento da inferior, i.e., o estado interno de uma camada superior é inacessível à inferior.

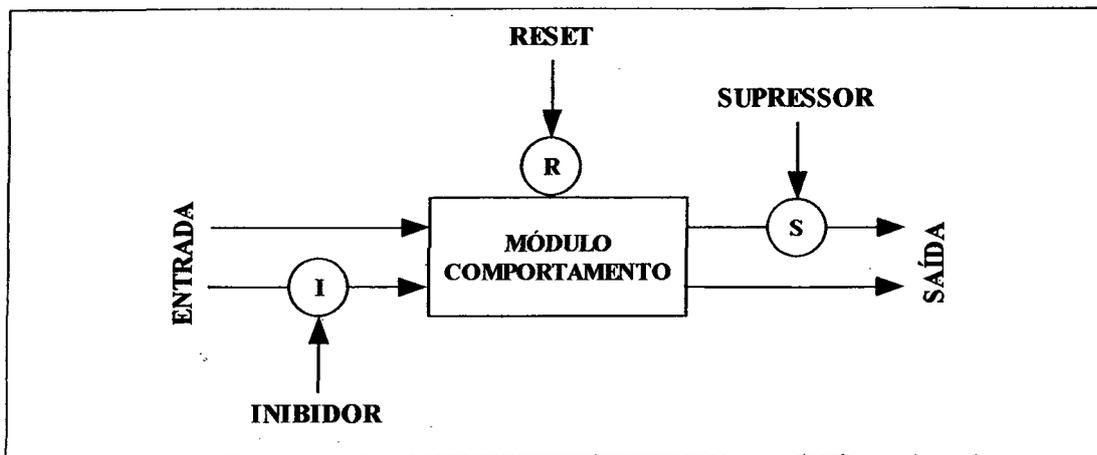


Fig. 3.2 Modelo de Máquina de Estado Finito para Subsumption [ARKIN, 1998]

A figura 3.3 refere-se a uma implementação em um simulador robótico khepera que procura e caminha para fontes de luz, mas desvia de obstáculos no trajeto mesmo que estes obstáculos sejam transparentes [SILVA, 2001]. Recorre-se a este modelo ao tratar da Pyramidnet.

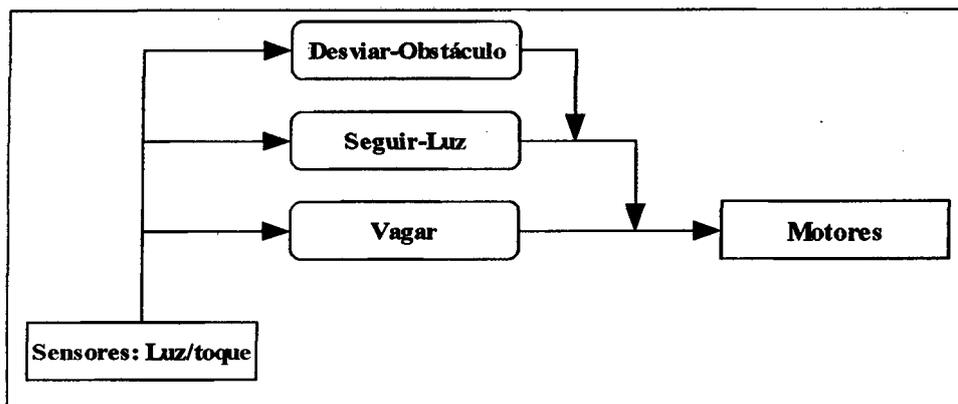


Fig. 3.3 Modelo Subsumption de Comportamentos

A arquitetura de Brooks é robusta como descreve [ALVES, 1993]: “a falha de qualquer das camadas não significa, necessariamente, o colapso total do sistema”. Se a camada de mais alto nível está no controle momentâneo e sofrer algum dano o controle passa para a próxima camada de nível mais alto.

[PIRJANIAN, 1999] enumera as desvantagens da SA: (1) Alterar a hierarquia inflexível de conexões entre comportamentos implica em redesenho do projeto; (2) A inexistência de metas explícitas no sistema; a funcionalidade do agente é uma propriedade emergente da interação entre os comportamentos e das condições

ambientais.

3.3.2 Arquitetura Distribuída

Em uma forma conhecida como *recurrent reciprocal inhibition* (RRI) as ações estão completamente conectadas umas às outras por pares de ligações inibitórias e de ligações excitatórias para o atuador compartilhado (fig. 3.4). A escolha da vencedora ocorrerá quando um ganho em ativação de uma ação passar a inibir as outras e conseqüentemente sofrer menos inibição por parte delas.

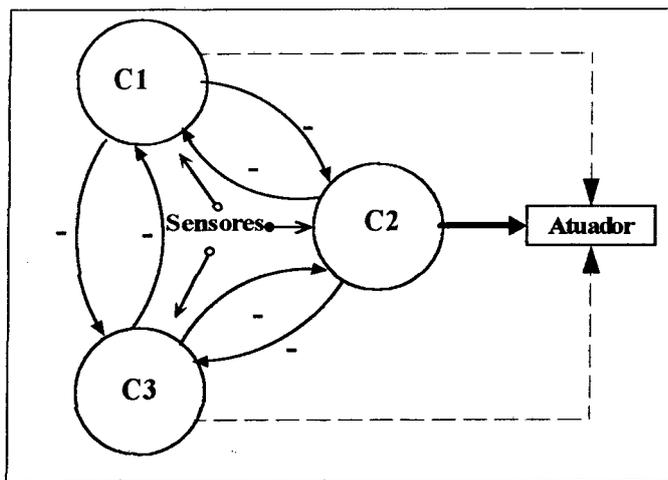


Fig. 3.4 Arquitetura de Controle Distribuída

3.3.3 Arquitetura Centralizada

Um mecanismo central de seleção determina qual comportamento terá prioridade sobre o atuador compartilhado (fig. 3.5). Comparando-se com a arquitetura distribuída percebe-se o número menor de conexões e o custo mais baixo para acrescentar uma nova ação. Entretanto, uma falha no mecanismo central de seleção pode inviabilizar o agente.

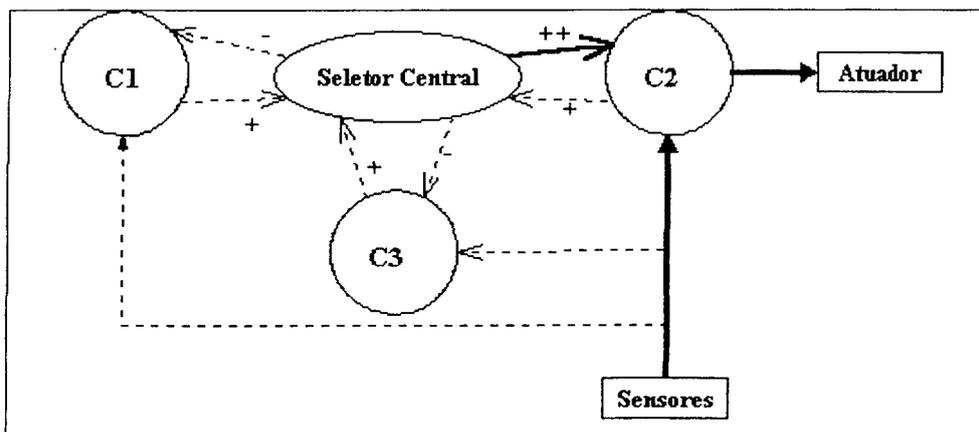


Fig. 3.5 Arquitetura de Controle Centralizada

3.3.4 Análogos Biológicos

Esquemas de conexão homomórficos às arquiteturas de controle acima são encontrados no cérebro dos animais:

1. [PRESCOTT et al., 1999] argumenta que o cérebro dos vertebrados é dividido em camadas verticais de controle no estilo SA e encontra similaridades entre esta e o sistema de defesa de ratos. Considera hierarquicamente a estrutura neural do sistema de defesa e, respectivamente, a crescente sofisticação de suas respostas para o problema de evitar e reduzir danos, iniciando com simples reflexos oriundos da medula espinhal até o nível superior de supressão de respostas pelo córtex frontal (fig 3.6).

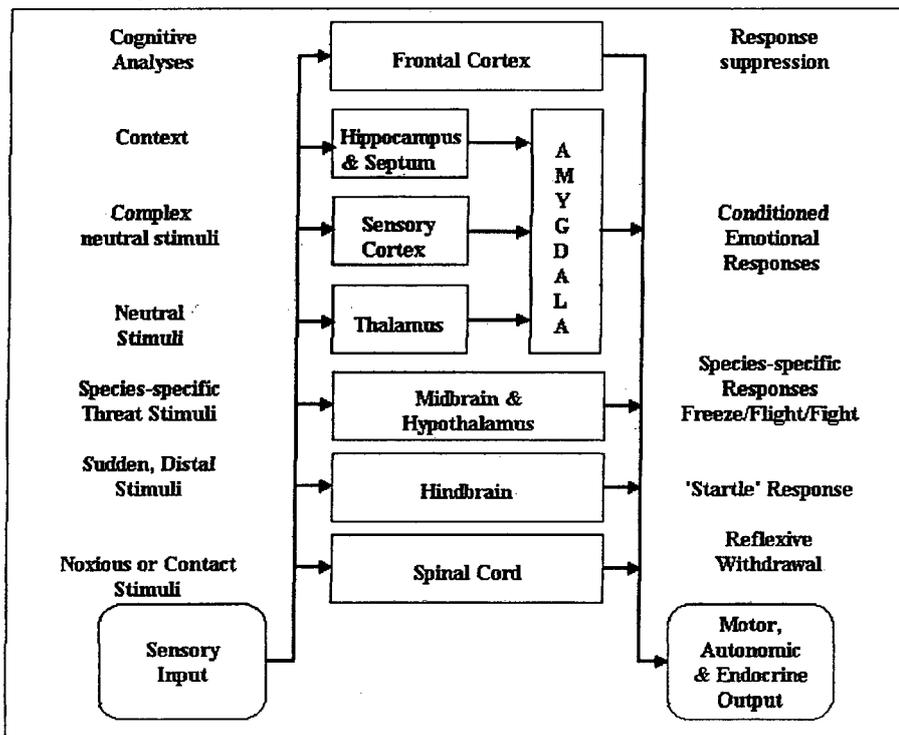


Fig. 3.6 Arquitetura Neural de Defesa [PRESCOTT et al., 1999]

2. [REDGRAVE et al., 1999] postula quanto à arquitetura descentralizada que "... a seleção que ocorre em vários subsistemas funcionais no cérebro dos vertebrados pode ser de natureza distribuída ou emergente".
3. O **Gânglio Basal (GB)** é um acúmulo de matéria cinzenta abaixo do córtex formado por cinco núcleos. Estes núcleos incluem o caudate nucleus, putamen, globus pallidus, nucleus accumbens septi e tubérculo

para resolver centralizadamente problemas de seleção de ação.

O papel do GB nas atividades motoras é sustentado por estudos cinemáticos, imagens geradas por *tomografia por emissão de positrons* e sintomas manifestados em pacientes com lesões na região. Diversas desordens de movimento parecem originar do mau funcionamento do GB: os movimentos lentos, o andar rígido, a imobilidade e os tremores de cabeça e mãos nos indivíduos afetados pela doença de Parkinson têm sido associados à deficiência de dopamina no GB. Os sintomas da esquizofrenia, coréia de Huntington, síndrome de Tourette e a desordem compulsiva obsessiva também parecem depender do mal funcionamento do GB [REDGRAVE et al., 1999].

3.4 Considerações Finais

As redes neuronais e a organização do sistema nervoso são os modelos para sistemas artificiais (redes neurais e arquiteturas de coordenação) que capacitam agentes autônomos a resolver conflitos como o 'Problema de Seleção da Ação'.

Apresentaram-se as arquiteturas de coordenação de comportamentos com base nas conexões entre os módulos e na origem do controle (centralizada, descentralizada). Foram fornecidos exemplos extraídos da biologia que guardam semelhança com as arquiteturas expostas.

O capítulo seguinte apresenta a arquitetura PyramidNet que abraça os aspectos comportamentais e o controle neural tratados neste capítulo e no anterior.

Capítulo 4

PiramidNet

4.1 Introdução

O projeto de pesquisa **PiramidNet**, rotulado e coordenado pelo Doutor Mauro Roisenberg na Universidade Federal de Santa Catarina, é fortemente inspirado no comportamento e no sistema nervoso de animais. Tem como objetivo o desenvolvimento de uma arquitetura de controle capaz de conduzir agentes a satisfazer padrões elevados de autonomia. Os fundamentos deste *framework*, ainda que não batizado pelo nome atual, são encontrados em [ROISENBERG, 2000] e uma síntese em [BARRETO, 1999]. O presente texto é um breve panorama.

4.2 Fundamentos

As ciências e técnicas que convergem na proposta: A **etologia** determina parâmetros para checar a complexidade da tarefa e a atuação final do agente. O sistema nervoso é o modelo para a coordenação e organização dos comportamentos e é superficialmente espelhado por **redes neurais (artificiais)**. O sistema de controle pode ser aperfeiçoado com técnicas de **computação evolucionária** e **aprendizagem** a fim de se adaptar à dinâmica ambiental. Obviamente, o nome PiramidNet (“Pirâmide de Redes”) alude à descrição estrutural da arquitetura (*fig. 4.1*).

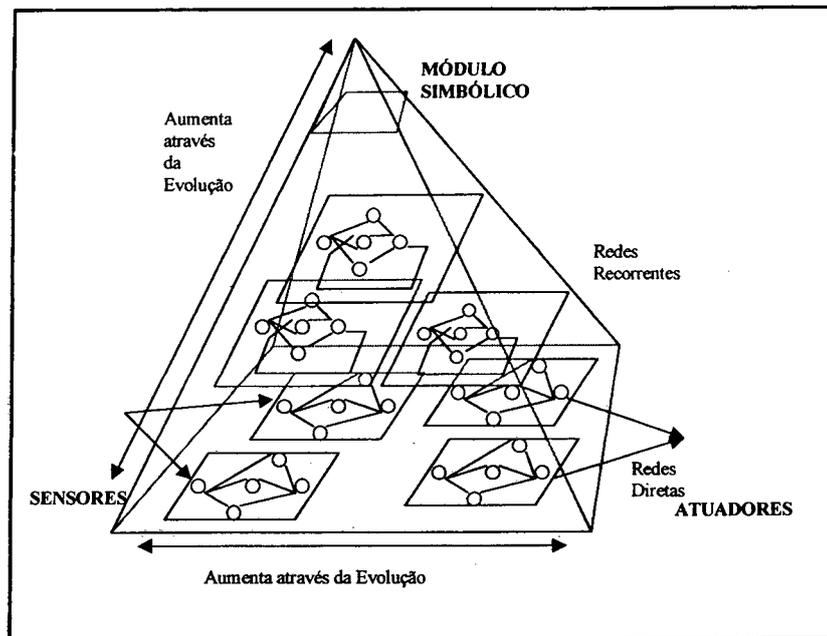


Fig. 4.1 Arquitetura Hierárquica Neural PyramidNet [ROISENBERG, 2000]

4.2.1 Etologia

Os experimentos de Konrad Lorenz, Nikos Tinbergen e Karl von Frish, fundadores da etologia, esclareceram a respeito da formação dos complexos comportamentos de animais no meio ambiente. A classificação de comportamentos, a redução em unidades funcionais e o modelo hierárquico comportamental resultante são instrumentos úteis para o desenvolvimento de agentes autônomos artificiais. A PyramidNet assume a hierarquização como um padrão amplamente difundido e que também se reflete na junção dos módulos neuronais de controle constantes do SNC. Com este suporte propôs-se *“o desenvolvimento de uma arquitetura de redes neurais onde as redes neurais dos níveis inferiores são responsáveis pela implementação do repertório de comportamentos básicos do AA, enquanto as redes dos níveis superiores da hierarquia fazem a tarefa de seleção e coordenação dos comportamentos básicos, fazendo emergir um comportamento mais complexo e inteligente”* [ROISENBERG, 2000].

4.2.2 Modularidade

A montagem em pirâmide é feita com módulos independentes interconectados hierarquicamente. A **modularidade** é um princípio de projeto ubíquo na natureza e nas construções humanas. Uns poucos elementos químicos combinam-se para formar uma infinidade de substâncias e de alguma forma gerar vida, comportamentos simples geram

atuações complexas, neurônios com capacidade de processamento reduzida são os blocos básicos de magníficos cérebros; alfabeto, palavras, textos e por fim Machado de Assis, Pablo Neruda e William Shakespeare. Sete notas musicais e o silêncio entre elas para Mozart, Jimi Hendrix e Sebastião Tapajós tocarem a música das estrelas. Apenas quatro leis elevam Newton ao posto de primeiro regente da orquestra cósmica. [BOERS e KUIPER, 1992] resume *“Modularidade é encontrada na natureza em todas as possíveis escalas, tanto nos organismos vivos quanto nos objetos mortos. Uma definição ampla do princípio da modularidade pode ser: ‘uma subdivisão em partes identificáveis, cada uma com seu propósito ou função’. É claro que isto se aplica a quase tudo, mas este é exatamente o ponto. Quase tudo é modular”*.

Uma das descobertas importantes da neurociência é a estrutura modular do cérebro, i.e., funções específicas como processamento auditivo, controle motor, processamento visual entre outras são controladas por áreas delimitadas do cérebro. Boers e Kuiper anotam que o cérebro possui estruturas horizontais e verticais. A **estrutura horizontal** está presente quando o processamento de informações é executado em camadas superpostas de neurônios, cada uma tratando de forma diferenciada o que lhe é entregue. No sistema visual de mamíferos, por exemplo, percebe-se três camadas de tratamento após a retina, onde a primeira é formada por fotorreceptores que indicam a mudança de luminosidade, a segunda acusa a presença de contraste e a terceira formada por células do córtex especializadas em orientação geométrica [NICHOLLS et al., 2000]. Fisicamente o córtex visual primário pode ser dividido em maior número de camadas. A **estrutura vertical** aparece quando há tratamento em paralelo de informações qualitativamente diferentes:

“Um bom exemplo pode, mais uma vez, ser achado no sistema visual, onde diferentes aspectos de estímulo visual como forma, cor, movimento e posição, são processados em paralelo por sistemas neurais anatomicamente separados, organizados no caminho magno celular e parvo celular. Estruturas convergentes integram estes processos de informação visual separadamente no mais alto nível hierárquico para produzir uma percepção unitária” [BOERS e KUIPER, 1992].

4.2.3 Redes Neurais

Redes Neurais (RNA) são sistemas que simulam aspectos essenciais das redes neuronais como a capacidade de associar padrões de entrada a padrões de saída ou

agrupar informações correlacionadas e, fundamentalmente, **aprender** a realizar corretamente estas tarefas. As RNA são grafos orientados formados por **neurônios artificiais** — modelos funcionais dos neurônios biológicos. À ligação entre dois neurônios (análogo a dendritos, axônios e sinapses) atribui-se um valor (**peso**). A “memória” da rede é distribuída entre os pesos e por conta disto uma RNA apresenta **degradação suave** ao ter conexões avariadas, uma característica similar àquela das redes neuronais.

O neurônio artificial possui um **estado de ativação** em um instante determinado pela atividade de outros neurônios que podem contribuir para excitá-lo ou inibi-lo. O neurônio computa a soma ponderada do produto da saída pelo valor da sinapse de cada aferente (outros neurônios, **bias**, entradas externas) e envia o resultado para uma **função de ativação**. Por fim, uma **função de saída** emite a resposta do neurônio. O neurônio será ativado ao exceder um certo limite (**threshold**). As funções de saída mais comuns são a **linear** aplicada no modelo de MacCulloch & Pitts, a **sigmoidal** ou logística e a **tangente hiperbólica** cujos cálculos das derivadas são computacionalmente simples. A figura 4.2 representa uma rede neural que computa a porta lógica XOR (“ou-exclusivo”).

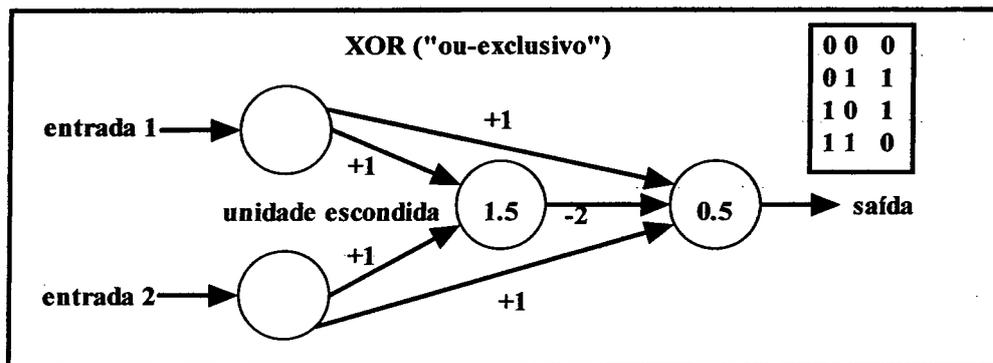


Fig. 4.2 Implementação em RNA de Porta lógica XOR

As topologias de RNA podem ser **diretas** ou **com ciclos**. As redes diretas (**feedforward**) são aquelas cujo grafo não tem ciclo. Em geral, as RNA estão organizadas em várias camadas sendo a primeira denominada **camada de entrada** cujo papel é apenas difundir integralmente os sinais de entrada para a camada seguinte, as intermediárias são nomeadas **camadas escondidas** e a última é a **camada de saída**. Os neurônios de uma camada são conectados a todos os neurônios da camada seguinte. As redes com ciclos (**feedback**) contêm ao menos um ciclo no grafo. “Quando além disto envolvem neurônios dinâmicos, contendo um retardo, são chamadas recorrentes”

[BARRETO, 1999]. As topologias são bastante variadas com neurônios de uma mesma camada conectados entre si ou todos os neurônios da rede conectados com todos os outros como na rede de **Hopfield** (neste caso desaparece a noção de camada).

O treinamento da RNA é responsabilidade de **algoritmos de aprendizagem** capazes de modificar a efetividade das sinapses (pesos) tal que a influência de um neurônio em outro é alterada. O treinamento da rede é baseado em dois métodos: 1) **supervisionado** em que se alimenta repetidamente a rede com pares de entrada-saída desejada e compara-se esta última com a saída efetiva fazendo-se os ajustes necessários a fim de minimizar o erro. O algoritmo **backpropagation** é o mais conhecido dos algoritmos desta classe para correção realimentada dos pesos. 2) **não-supervisionado** em que apenas as entradas estão disponíveis cabendo à rede categorizá-las, agrupando-as por semelhança. Este último método será assunto do próximo capítulo, pois é empregado no experimento central desta dissertação.

Ao final do treinamento espera-se que a RNA além de absorver os exemplos apresentados seja capaz de **generalização**, i.e., responder corretamente (ou aproximadamente) a exemplos do domínio que não participaram do conjunto de treinamento. Um dos problemas típicos ao final de uma sessão de aprendizagem é o fato da rede tornar-se tão **especializada** no conjunto de pares (entrada, saída-desejada), processo conhecido como **overfitting**, que é incapaz de generalizar.

O leitor interessado encontrará uma extensa literatura a respeito de redes neurais e as seguintes referências são indicadas como guias introdutórios: [DAYHHOFF, 1990] [EBERHART et al., 1996] [HINTON, 1992] [RUSSEL e NORVIG, 1995]. Em língua portuguesa [BRAGA et al., 2000] [KOVACKS, 1996] [BARRETO, 1999] e em [ROISENBERG, 1998] uma interessante formalização de RNA através da Teoria Geral de Sistemas.

A estrutura neural (artificial) modular e hierárquica da PyramidNet apóia-se em resultados da **neuroetologia** que demonstram que a complexidade de comportamentos nos animais é proporcional à complexidade do sistema nervoso central. A divisão em módulos funcionais é sem dúvida uma solução engenhosa para os **problemas de escalabilidade** que surgem quando os agentes artificiais são usados em aplicações grandes e complexas. Assim, RNA diretas são responsáveis por comportamentos simples (reflexos e taxias) e os comportamentos mais complexos (reativos e instintivos) ficam por conta de redes mais elaboradas como as recorrentes [ROISENBERG, 2000].

mundo é finito, portanto os replicadores competirão por seus recursos. Uma vez que nenhum processo de cópia é 100% perfeito, os erros aparecerão, e nem todas as filhas serão duplicatas exatas. A maioria dos erros de cópia serão mudanças para pior, causando uma captação de energia menos eficiente ou uma taxa mais lenta ou probabilidade menor de replicação. Porém, por pura sorte, alguns erros serão mudanças para melhor, e os replicadores que os apresentarem proliferarão ao longo das gerações. Seus descendentes acumularão quaisquer erros subseqüentes que forem mudanças para melhor, inclusive aqueles que formam coberturas e apoios protetores, manipuladores, catalisadores de reações químicas úteis e outras características daquilo que denominamos corpo. O replicador resultante, com seu corpo aparentemente bem projetado, é o que chamamos organismo”.

A complexidade adaptativa resultante evidentemente tem relação direta com a evolução do mecanismo de controle, o sistema nervoso. Uma longa jornada evolutiva conduziu ao sistema nervoso bilateral dos vertebrados e à formação do cérebro na “proa” do animal. Reconstruir esta história é uma boa estratégia para o desenvolvimento de robôs baseados em comportamentos. [PRESCOTT e IBBOTSON, 1997] utiliza simples taxias e diagramas em subsumption architecture para reproduzir, com robôs LEGO, trajetórias semelhantes a dos invertebrados em busca de alimentos do tardio pré-cambriano e cedo cambriano. Brooks ponderou, *en passant*, a teoria da evolução para o projeto da SA ao estipular que uma nova camada só deve ser adicionada depois que o conjunto anterior tenha sido exaustivamente testado e corrigido. Cada nova camada deve aumentar o grau de competência do sistema.

A PyramidNet também possui matiz evolucionário. Técnicas de **computação evolucionária (algoritmos genéticos, programação genética, estratégias evolucionárias, programação evolucionária)** poderão ser utilizadas para o desenvolvimento de melhores topologias de conjuntos interligados de redes neurais. A argumentação para a opção encontra-se em [BARRETO et al., 1998]:

“So, in an evolutionary scale, firstly would had appeared primitive beings just with purely reflexive behaviors, implemented with simple and small neural networks. Once the survival task becomes harder and competitive, demanding more complex behaviors, an evolutionary process created beings whose the neural network was bigger and presented cycles as the primitive brain mentioned before, expanding the behavior complexity and repertoire”.

Um retrato amplo da computação evolucionária aplicada ao design, arte, otimização e vida artificial pode ser apreciado em [BENTLEY, 1999].

4.2.6 Ferramentas para Descrição de Comportamentos

Um grupo de cientistas [BEDAU et al., 2000] sintetizou 14 (quatorze) problemas em aberto no campo da “vida artificial” que se resolvidos trarão progressos notáveis para a compreensão dos sistemas vivos e a criação de agentes autônomos. O problema de número 8 (oito) envolve a criação de um formalismo para a descrição de sistemas hierárquicos em múltiplas escalas como os encontrados na biologia.

A PyramidNet não foge a regra e requer uma linguagem precisa de descrição de comportamentos. A sua escolha recai nos **Autômatos de Estado Finito (AEF)**, uma ferramenta matemática equivalente a sistemas discretos no tempo com entradas finitas (alfabeto de símbolos), estados internos e saídas finitas (alfabeto de saída). A saída em determinado instante é função da entrada e do estado. Este último é alterado em função da entrada e do estado atual. O AEF é flexível o suficiente para possibilitar a descrição do comportamento em múltiplos níveis [ROISENBERG et al., 1997].

4.3 Implementação

[SILVA et al., 2000] demonstra uma implementação PyramidNet com simulador **Khepera**. Duas redes diretas agem sob os atuadores, uma para buscar foco de luz no ambiente e outra para desviar de obstáculos (estes translúcidos). Em uma das situações testadas entre o robô e o foco de luz encontra-se um obstáculo; Esta configuração tipifica um problema de seleção de ação (PSA). A figura 4.3 ilustra a rede de controle.

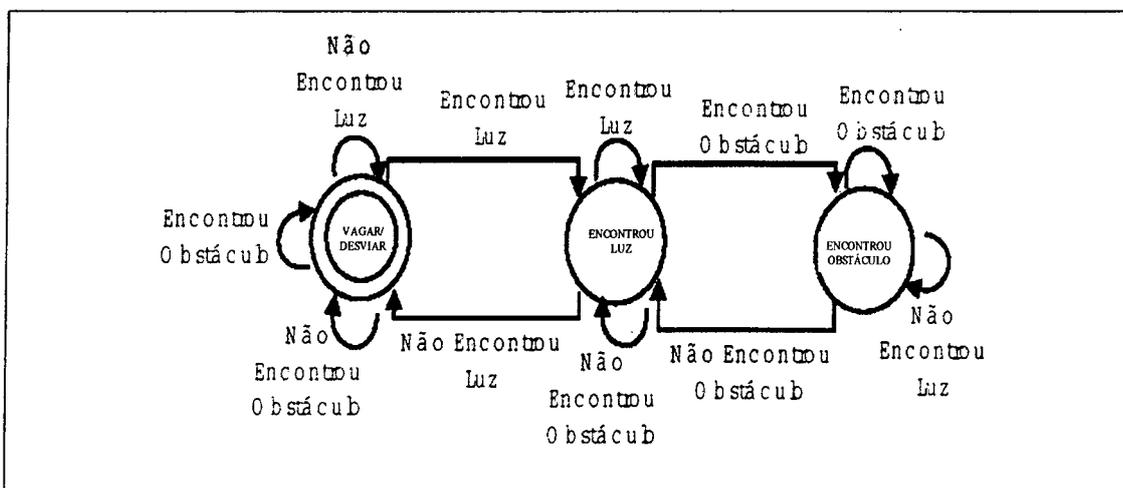


Fig. 4.3 AEF para Rede Neural de Controle de Comportamentos [SILVA, 2001]

A solução compõe-se de uma rede neural recorrente (uma camada acima), conectada às saídas das redes diretas, capaz de decidir pelo comportamento mais adequado, no caso o desvio do obstáculo.

Experimentos envolvendo maior número de comportamentos estão sendo realizados [SILVA, 2001].

4.4 Considerações Finais

Desvendaram-se alguns aspectos da arquitetura PyramidNet e a força criativa da abordagem por similaridade biológica. Explorar as possibilidades e limites da PyramidNet revelará pistas sobre o funcionamento dos sistemas vivos e projetos aperfeiçoados de agentes autônomos.

Ao seguir a trilha natural o próximo capítulo discute os aspectos reativos e deliberativos no problema da navegação robótica, e a importância de modelos do mundo. Tece considerações sobre as Redes Neurais Auto-Organizáveis de Kohonen, cujo algoritmo de aprendizagem não-supervisionado reflete os mapas neuronais do cérebro, na tarefa de criar uma representação do ambiente de atuação do robô.

Capítulo 5

Arquiteturas Híbridas e Mapas Auto-Organizáveis

5.1 Introdução

Os três capítulos anteriores forneceram as técnicas, modelos e arquiteturas de controle para dotar agentes de comportamentos complexos. Níveis maiores de complexidade são alcançados através do fenômeno da emergência ou por incremento, i.e., superpondo-se camadas de controle como nas arquiteturas Subsumption e PyramidNet.

O foco tem sido na **robótica reativa** que demonstra bom desempenho em ambientes mutáveis e imprevisíveis. A abordagem alternativa, **robótica deliberativa**, próxima da IA simbólica, faz uso de representações do mundo e planeja com base em deliberações sobre este modelo interno. Uma corrente recente de roboticistas antes de admitir a incompatibilidade entre o reativo e o deliberativo propõe a complementaridade para obter ganhos sinérgicos [ARKIN, 1998].

Este capítulo aborda os aspectos da arquitetura híbrida reativa/deliberativa e sua aplicabilidade no **problema da navegação robótica**. A **rede neural auto-organizável de Kohonen** é apresentada como instrumento para o mapeamento do ambiente robótico.

5.2 Arquiteturas Híbridas

A robótica reativa depende em larga escala dos sensores na aquisição de informação da situação local a fim de decidir as ações imediatas para a tarefa corrente. Caracterizada

pela baixa exigência computacional e devido a um mapeamento de condições percebidas para ações efetivas com estado interno mínimo, o tempo de resposta é rápido e conduz ao desempenho robusto em ambientes imprevisíveis e dinâmicos, mas que pode ser ineficiente em ambientes estáveis. Por exemplo, as tarefas para navegação (autolocalização e planejamento de rota) entre dois pontos seriam otimizadas com a existência de um mapa interno do ambiente. Considerando que muitos cenários englobam elementos estáveis e mutáveis, como a existência de outros agentes em movimento, o roboticista Ronald C. Arkin, cujo teor do tópico presente é em grande parte suportado por seus argumentos, presume a necessidade de arquiteturas híbridas para potencializar a generalidade e a flexibilidade de agentes na consecução de objetivos. A tabela adaptada de [ARKIN, 1998, p.20] compara o reativo e o deliberativo.

CARACTERÍSTICAS	DELIBERATIVO	REATIVO
Tempo de Resposta	Alto	Baixo
Capacidade de Previsão	Alta	Baixa
Dependência de Representação	Sim	Não

Tabela 5.1 Comparação Deliberativo e Reativo [ARKIN, 1998].

Parte do problema de engenharia consiste em agrupar os componentes reativos e os componentes deliberativos em uma arquitetura harmônica e funcional:

“O tema de pesquisa para os projetistas não está centrado em reativo versus controle deliberativo pré-planejado, mas em como sintetizar efetivamente o regime de controle que incorpore ambas as metodologias”. [ARKIN, 1998]

O desconhecimento de regras e padrões definitivos para a montagem de sistemas híbridos abre as portas para a experimentação, a pesquisa e a inovação:

“A natureza da fronteira entre deliberação e execução reativa não é bem entendida até o momento, conduzindo a decisões arquiteturais arbitrárias”. [ARKIN, 1998]

Corroborando o dito é interessante notar que em DAMN, visto no capítulo 2, a meta definida para o agente está no mesmo nível dos comportamentos, i.e., também

vota a favor ou contra as ações que possam favorecer ou não a sua conclusão. Portanto, não há prioridade entre “plano” e comportamentos.

[ARKIN, 1998] descreve três estratégias para integrar planejamento e reação:

1. **Hierárquico:** Um sistema multinível hierárquico com as funções reativas potencializadas nos níveis inferiores e as deliberativas nos níveis superiores.
2. **Reação guiada por Planejamento.** O componente planejador atua sobre o reativo configurando, sugerindo comportamentos e ajustando parâmetros.
3. **Acoplamento.** Planejamento e reação atuam um sobre o outro concorrentemente.

Nesta questão os modelos biológicos mais uma vez podem ser referenciados pelas evidências de atuação cooperativa de sistemas reativos e deliberativos em animais. Obviamente a elucidação dos esquemas de conexão e coordenação dos módulos neurais envolvidos não restringirá os projetos de arquiteturas artificiais, mas estimulará novas concepções. As pesquisas sobre **navegação animal** (abelhas, formigas, pássaros), por exemplo, são modelos para simulações [NEHMZOW e WILTSCHKO, 2000] e sistemas de navegação robótica [NEHMZOW, 1993] [PRESCOTT, 1996] [MEYER, 1997] [RUMELIOTIS et al., 2000] [FRANZ e MALLOT, 2000].

Os tópicos a seguir estão centrados em torno da construção de mapas para a robótica móvel. A construção, utilização e atualização de mapas do ambiente combinam o aspecto deliberativo, i.e., baseado em conhecimento, e o reativo do contexto a seguir tratado.

5.3 Navegação Robótica e Mapas

Como a abordagem reativa e a abordagem deliberativa isoladamente apresentam deficiências fundamentais, os sistemas híbridos são testados no **problema da navegação robótica**. Este inclui selecionar comportamentos a executar ou **planejar rotas** para alcançar o destino em meio a obstáculos fixos e móveis. Um abrangente estudo do problema e o conjunto de métodos utilizados para navegação de robôs móveis são encontrados em [MARCHI, 2001].

Os pássaros migratórios atravessam continentes guiados por um sofisticado sistema de navegação parcialmente compreendido; as tartarugas marinhas singram os

oceanos e voltam à praia que lhes serviu de berço décadas após a partida; uma abelha percorre campos imensos em busca de pólen e retorna à colméia para comunicar o achado orientando-se pelo sol e marcos de referência que memorizou. Enfim, para acasalar, alimentar, proteger seu território e prole, etc. os animais executam inúmeras tarefas que requerem mobilidade. Algumas das proezas descritas podem estar suportadas por mapas [CARTWRIGHT e COLLETT, 1983] [NICHOLSON et al., 1999]. Do mesmo modo, por definição a um robô móvel “navegar é preciso” e valer-se de informações espaciais armazenadas em representações do mundo uma estratégia racional.

[FILLIAT e MEYER, 2000] distingue-os em **mapas métricos** e **mapas topológicos**. Os primeiros construídos por odometria usam a posição do robô para calcular distâncias, deslocamentos, direções e estão sujeitos no transcorrer do tempo aos erros oriundos dos sensores. Os mapas topológicos podem ser construídos a partir das relações de posição entre locais unicamente identificáveis. A dificuldade aqui surge da possível semelhança de alguns marcos em grandes territórios conduzindo o robô a um erro de localização. A decisão de aplicar um ou outro tipo de mapa é difícil como pode ser lido em [PRESCOTT, 1993].

Neste trabalho a rede neural de Kohonen (mapa auto-organizável) é usada para a construção de mapas do ambiente de robótica móvel. A sua escolha é justificada com base em sua simplicidade de representação, economia descritiva e plausibilidade biológica.

5.4 Mapas Auto-Organizáveis de Kohonen

O professor finlandês Teuvo Kohonen criou o mapa auto-organizável [KOHONEN, 1988], uma rede neural direta de duas camadas totalmente interconectadas (*fig. 5.1*). Caracterizada por um algoritmo de aprendizagem não-supervisionado para o qual são fornecidos apenas os dados de entrada, e neurônios em uma segunda camada discreta e ordenada, dita competitiva, gradualmente adaptados para responder seletivamente a entradas similares.

Essencialmente, para cada vetor de dados na entrada o neurônio na camada competitiva cujo vetor de pesos é o mais próximo do vetor entrante, segundo uma métrica qualquer, torna-se o vencedor e tem seu vetor de pesos ajustado para aproximar

do vetor de entrada. Além disso, os vetores de pesos dos neurônios vizinhos ao vencedor também são ajustados relativamente à distância que guardam deste. Ao fim do treinamento os neurônios que estão na mesma vizinhança respondem a padrões semelhantes do espaço de entrada. O mapa final obtido na camada competitiva encontra-se dividido por classes ou *clusters* e corresponde topologicamente à distribuição dos dados de entrada.

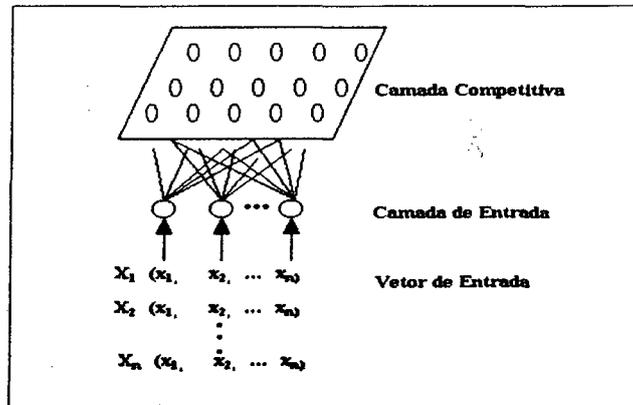


Fig. 5.1 Mapa Auto-organizável de Kohonen

Na rede de Kohonen os neurônios estão dispostos em uma topologia pré-fixada, p. ex., unidimensional ou bidimensional, e ela determinará a vizinhança de um neurônio. A geometria da vizinhança no plano 2D pode variar, p. ex., os neurônios agrupados em formato de diamante ou quadrado ao redor do vencedor. Na figura 5.2 os neurônios vizinhos ao vencedor (circulo cheio) estão marcados com o sinal positivo.

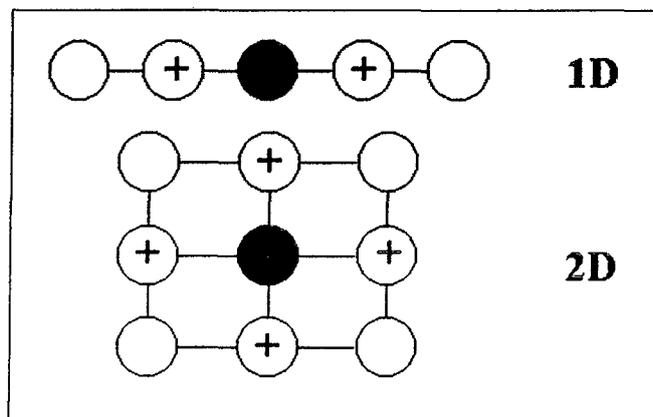


Fig. 5.2 Vizinhança de um Neurônio

5.4.1 Algoritmo de Aprendizagem

Há várias implementações para o Algoritmo de aprendizagem. A seguinte forma é usual:

1. Iniciar os pesos aleatoriamente de todas as unidades na camada competitiva.
2. Aplicar um vetor de entrada X do conjunto de treinamento e determinar o neurônio vencedor k utilizando uma métrica como a distância euclidiana:

$$\|X - W_c\| = \min\{\|X - W_i\|\}, \text{ onde } c \text{ é o índice do vencedor.}$$

3. Atualizar pesos da unidade vencedora e de seus vizinhos

$$W_o(t + 1) = W_o(t) + \alpha(t)g(o,k)(X(t) - W_o(t)) \text{ para todo } o \text{ na vizinhança.}$$

$g(o,k)$ é uma função (p. ex., gaussiana) que decresce com a distância entre as unidades o e k .

4. Atualizar a função de vizinhança g e a taxa de aprendizagem α .
5. Repetir a partir do passo 2 para cada um dos vetores do conjunto de treinamento até o número de épocas estimadas ou os pesos estabilizarem.

Observações:

- A vizinhança do neurônio vencedor e a taxa de aprendizagem decaem no transcorrer do treinamento. Inicialmente a vizinhança é larga, muitas vezes espraiando-se por toda a camada competitiva e ao final pode ficar reduzida apenas ao neurônio vencedor.
- Uma regra prática empregada na redução da vizinhança: reduzir a largura da vizinhança rapidamente no início do treinamento e lentamente por um período mais longo.
- Em uma das variações do algoritmo é utilizado um processo denominado de inibição lateral em que neurônios fora da vizinhança são atualizados negativamente. Na figura 5.2 os neurônios fora da vizinhança estariam com o sinal negativo.

5.4.2 Plausibilidade Biológica

O comportamento de mapas auto-organizáveis de Kohonen guarda semelhança com a atividade no córtex cerebral. Grosso modo considera-se o córtex dividido funcionalmente em áreas especializadas para a visão, audição, fala, motora e outras.

Dentro de algumas dessas áreas, no mapa tonotópico da audição, por exemplo, neurônios vizinhos respondem a sons da mesma frequência [FREEMAN e SKAPURA, 1991].

Deve-se notar que, como outras redes neurais, o mapa de Kohonen é bem diferente do cérebro vivo. Este possui intrincada topologia de conexão e padrões de entrada são representados de forma diferente [DAYHOFF, 1990].

5.4.3 Aplicações dos Mapas de Kohonen

Os mapas topológicos de Kohonen são utilizados para tarefas de classificação e como ferramentas para visualização de dados multidimensionais em projeções de menor dimensão, normalmente 1D e 2D, e mais raramente 3D. A figura 5.3 [KASKI, 1997] gerada pelo algoritmo a partir de uma massa de dados corresponde a distribuição sócio-econômica de países (consultar [KASKI, 1997] para as siglas dos países na imagem).

O Mapa de Kohonen pode atuar como um detector de novidades ou exceções. Adotado um limiar superior para a diferença entre um vetor de entrada e o vetor de pesos, a rede acusa se a diferença entre a entrada e os neurônios da camada competitiva exceder o limiar.

Compressão de imagens, reconhecimento fonético, análise de dados e robótica são algumas das aplicações tecnológicas.

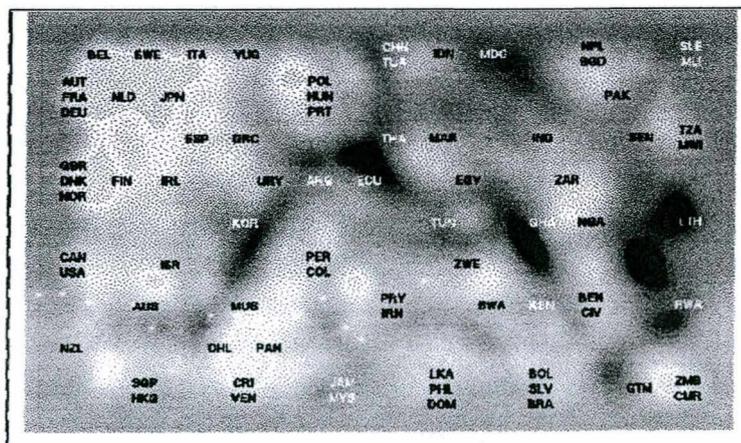


Fig.5.3 Clusterização por Kohonen

5.4.4 Mapeamento do Ambiente Robótico

As seguintes características e propriedades de um mapa de Kohonen candidatam-no como ferramenta para a modelagem do habitat dos AA:

- A rede possui estrutura simples, algoritmo de treinamento eficiente e de fácil implementação.
- A rede é plausível biologicamente. Fato este que reforça o princípio metodológico de manter proximidade com o natural para colher frutos semelhantes, i.e, AA com a flexibilidade e robustez de sistemas vivos.
- Em Kohonen os dados de entrada podem ser projetados em uma dimensão menor que a original. Apesar de perder-se em precisão, a propriedade implica em redução de custos computacionais que podem ser limitados para um robô móvel.
- Além da propriedade mencionada o mapa auto-organizável é econômico, pois agrupa uma enorme quantidade de dados em torno dos relativamente poucos neurônios de sua camada competitiva. Esta compactação tem importância crucial em robôs móveis com controle embarcado, mas com baixa capacidade de processamento e restrições de comunicação que impedem a alimentação de rotinas e dados à distância.
- A propriedade mais marcante da rede de Kohonen é a que preserva no espaço de pesos a topologia do espaço de entrada (*fig. 4.4*). As perdas decorrentes da redução para primeira ou segunda dimensão são compensadas pela facilidade de visualização de complexos dados multidimensionais. Em última instância esta propriedade permitirá o mapeamento do ambiente de navegação de robôs móveis.

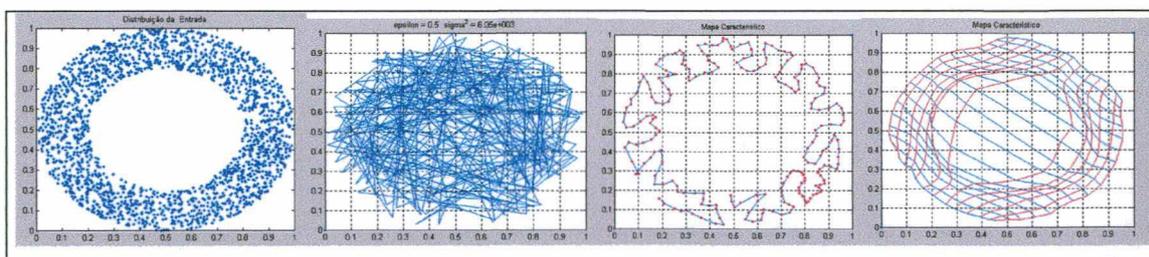


Fig.5.4 Preservação da Topologia

5.5 Considerações Finais

A arquitetura híbrida surge como alternativa razoável para o emprego de abordagens isoladas. Reação, aprendizagem e deliberação são peças complementares e imprescindíveis se o objetivo é um grau elevado de autonomia.

O problema da navegação robótica possui teor suficiente para experimentos e testes de arquiteturas híbridas de controle robótico.

Mapas são componentes fundamentais para deliberação. A rede auto-organizável de Kohonen é capaz de representar a topologia do ambiente de navegação robótico. O próximo capítulo corrobora esta afirmação.

Capítulo 6

Experimentos e Resultados

6.1 Introdução

O capítulo anterior esclarece que criar, utilizar e manter representações do mundo são atividades fundamentais para um robô móvel executar ações planejadas. Sob esta ótica justificam-se e apresentam-se os experimentos de mapeamento através da rede auto-organizável de Kohonen, e o uso de mapas deste modo gerados.

6.2 O simulador Khepera

Khepera é um robô móvel de pequenas dimensões (55 mm de diâmetro, 30 mm de altura e 70 g de massa). Dotado de duas rodas impulsionadas, para avanço e recuo, por dois motores alimentados a corrente contínua. Oito sensores de proximidade e oito sensores de luminosidade estão dispostos ao redor de seu corpo circular. Comunica-se com um computador fornecedor de eletricidade e armazém de dados via um leve cabo serial (fig. 6.1).

Um simulador khepera para o sistema operacional linux é utilizado nos experimentos abaixo expostos. Diversos mundos pré-montados estão disponíveis ao instalar o software, mas a criação de outros é livre. Os objetos são fontes de luz, tijolos e cortiças. Sistemas de controle, inclusive por RNA, podem ser escritos em linguagem C e embutidos no simulador. Os detalhes operacionais são explicados no manual do simulador (manual do usuário para versão 2.0).

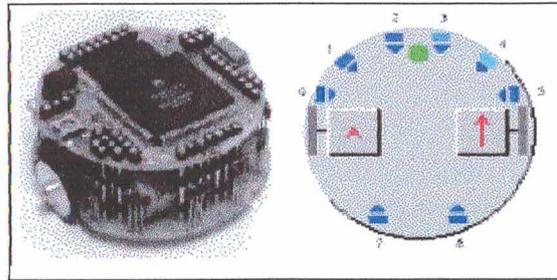


Fig. 6.1 Robô Khepera e Simulador

6.3 Métodos Gerais

A qualidade de experimentos simulados com o khepera virtual é comprovada em testes comparativos com o robô real [LUND e MIGLINO, 1996].

O cenário de teste é o que se vê na figura 6.2 ou o resultante de subtrações de paredes.

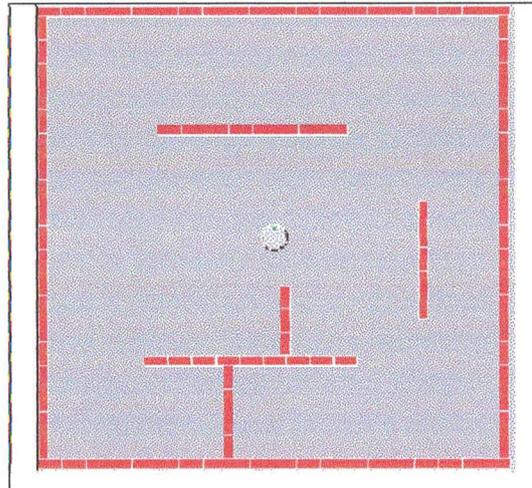


Fig. 6.2 Ambiente do simulador

O simulador possui um sistema cartesiano fixo de referência que dá a posição do robô em qualquer instante no cenário. A posição angular em relação ao eixo horizontal também é fornecida diretamente.

O código C da rede de Kohonen para a fase de treinamento é executado *off-line*.

6.4 Mapeamento de Ambiente

Objetiva-se testar a capacidade da rede auto-organizável de Kohonen na construção de mapas do ambiente, especificamente, a representação de obstáculos (paredes) no cenário.

6.4.1 Metodologia

Considerou-se três aspectos nos experimentos: (1) **Coleta de dados** para aquisição de coordenadas de posições do robô ao explorar o ambiente e encontrar obstáculos; estes pontos são as entradas na fase (2) **Treinamento**, onde se emprega o mapa auto-organizável de Kohonen para a criação do mapa do ambiente, e (3) **Qualidade** das representações geradas.

6.4.1.1 COLETA DE DADOS

Em primeiro lugar armazena-se em um arquivo as posições do robô durante a sua trajetória. A aquisição foi especificada para ocorrer somente quando o robô está próximo de um obstáculo. Inicialmente se aplicou movimentação randômica ao robô. Combinações de randômico com outros métodos como o **seguir-parede** também foram testadas. No entanto, para reduzir o tempo de coleta adotou-se aproximar o robô dos obstáculos a mapear e deixá-lo girar uma única vez em torno de cada um. Justifica-se este procedimento, pois o objetivo principal é checar a qualidade dos mapas resultantes. Evidentemente, para aplicações reais deve-se levar em conta o volume de informações e utilizar técnicas de filtragem de dados e exploração robótica.

O método seguir-parede (detecção de obstáculos, contornar obstáculo) está implementado [SILVA, 2001] no padrão da arquitetura PyramidNet com redes neurais diretas especializadas em sentir ou agir no ambiente. À proximidade de um obstáculo coordenadas (x,y) de posição são registradas em um arquivo para posterior treinamento da rede de Kohonen. O detalhe evidente a ressaltar é que os dados necessários à formação do módulo deliberativo (mapas de Kohonen) provêm de módulos reativos (redes neurais diretas), e observado deste ângulo o conflito entre estas abordagens parece ter solução.

6.4.1.2 TREINAMENTO

Uma vez adquiridos, os dados são aplicados à rede auto-organizável de Kohonen. Diferente do uso para classificação de espaços multidimensionais em que a disposição dos neurônios na camada de saída é o componente de visualização, neste experimento plota-se o espaço de pesos em uma superfície bidimensional. Este procedimento, atribuído a Teuvo Kohonen para vetores de entrada de duas dimensões, é ideal no caso presente, pois além de manter a topologia do cenário de testes é imediatamente

compreensível para nós humanos. A figura 6.3 ilustra a representação dos pesos de neurônios de saída; os pontos de entrada são os pares de coordenadas (x,y), distribuídos na forma da letra A. Neste experimento utilizou-se neurônios na camada competitiva numa disposição unidimensional.

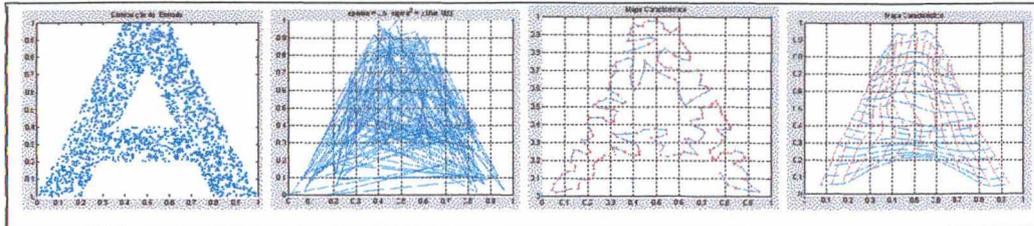


Fig 6.3 Formação de Mapas Topológicos por Kohonen

6.4.1.3 QUALIDADE

Os mapas resultantes são passíveis de checagem visual graças a já citada propriedade de preservação da topologia.

6.4.2 Avaliação dos Resultados

Os testes foram realizados modificando-se o ambiente para graus crescentes de complexidade. A linha mais densa representa a trajetória do robô virtual em torno de um obstáculo, e a pontilhada está traçada com base nos pesos da rede de Kohonen (fig 6.4).

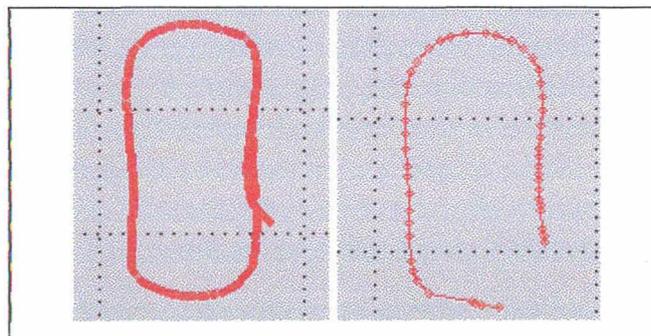


Fig. 6.4 Trajetória Simples e Mapa Topológico

Durante os testes percebeu-se que a rede de Kohonen é sensível à velocidade de redução das taxas de aprendizagem e vizinhança (fig. 6.5). A partir deste resultado inicial, o método de tentativa e erro é aplicado para ajustar parâmetros da rede. A regra empírica de Kohonen para redução de vizinhança (ver capítulo 4) é aceitável, embora ajustes distintos devam ser feitos para cenários diferentes.

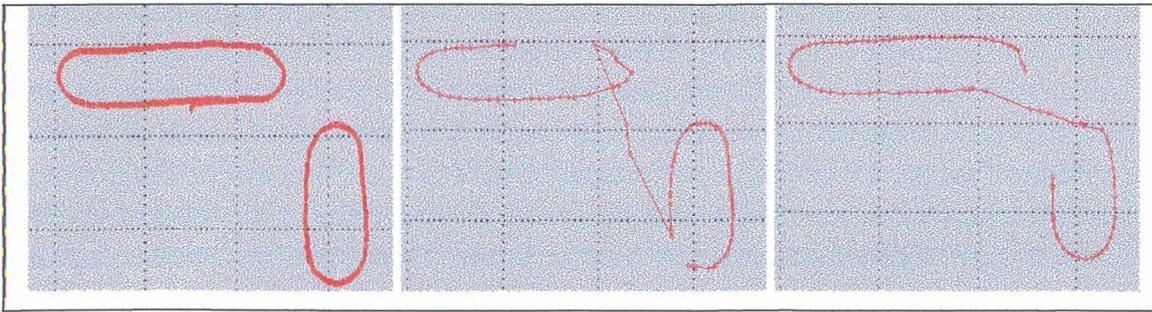


Fig. 6.5 Trajetória e Mapas resultantes de ajustes diferentes nas taxas

A figura 6.6 abaixo demonstra o resultado sobre uma estrutura mais complicada.

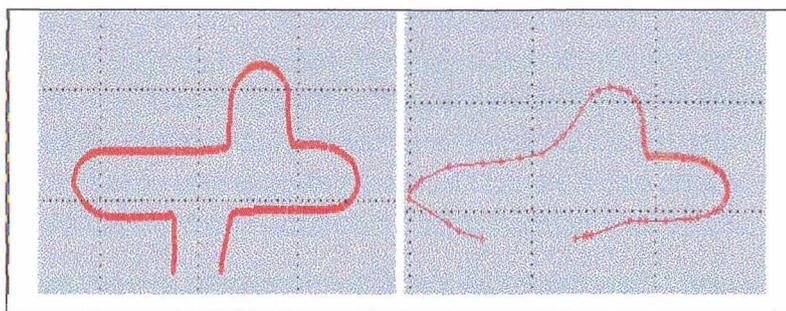


Fig. 6.6 Trajetória Rebuscada e Mapa

A rede responde bem a combinações de obstáculos simples e menos simples (fig. 6.7).

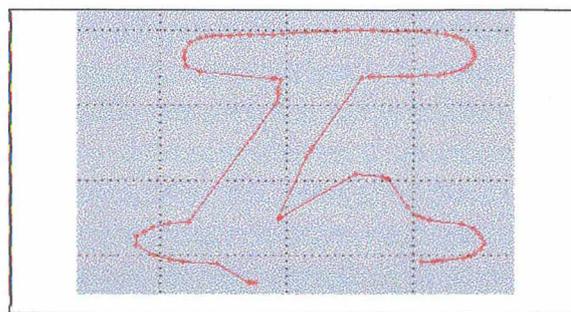


Fig. 6.7 Mapa de trajetórias combinadas

Comprova-se que a rede de Kohonen está apta a produzir mapas de boa qualidade em cenários mais intrincados, ainda que sejam necessários ajustes manuais nos parâmetros de treinamento da rede para alcançar uma boa representação. O cenário original e do mapa topológico guardam semelhança (fig. 6.8).

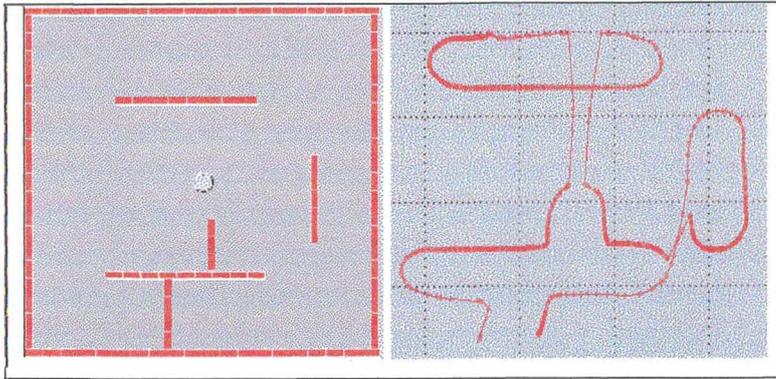


Fig. 6.8 Ambiente complexo e Mapa

Ademais, observou-se que a redução de neurônios na camada competitiva implica em perda suave na qualidade dos mapas. Tal característica é significativa ao considerar robôs imersos no mundo real, posto que estão sujeitos a defeitos em alguns dos seus componentes (p. ex., sensores).

6.5 Uso do Mapa

Os bons resultados do experimento anterior conduziram ao implante de um sistema elementar de controle no simulador khepera que faz uso dos mapas auto-organizáveis de Kohonen.

6.5.1 Metodologia

O código C para a fase de verificação do neurônio vencedor foi acoplado no código de controle elementar que vem com o simulador (user.c no diretório EXAMPLES1) e, portanto é executado ciclicamente durante a movimentação do robô.

Um único obstáculo consta no ambiente e o robô aproxima-se em quatro configurações: a partir do lado esquerdo do obstáculo e para cima, e de forma resumida temos “esquerda / baixo”, “direita / cima” e “direita / baixo”. Espera-se que o robô afaste-se do obstáculo. A presença do obstáculo é determinada ao consultar o mapa, e não os sensores de distância. Comandos de acordo com a disposição relativa robô / obstáculo são enviados para os motores correspondentes.

6.5.2 Avaliação dos Resultados

Os testes de uso de mapas gerados no experimento anterior foram realizados e o robô moveu-se considerando a presença da representação interna. A figura 6.9 ilustra a trajetória do robô em uma das situações experimentadas.

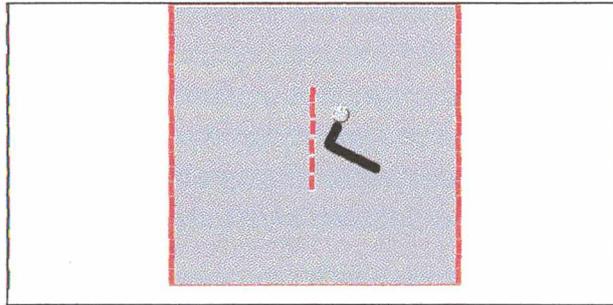


Fig. 6.9 Trajetória orientada por Mapa

Retirando-se o obstáculo do ambiente o robô ainda acusava a presença do mesmo quando nas proximidades do local, sinal inequívoco do uso de mapa interno.

6.6 Considerações Finais

Os experimentos indicam de modo geral que a rede auto-organizável de Kohonen é um instrumento adequado para o mapeamento do ambiente em que está imerso o robô móvel. Acoplada em sistemas de controle oferece suporte deliberativo para robótica móvel.

O algoritmo de aprendizagem não-supervisionada da rede é uma alternativa útil na ausência de mapas detalhados previamente fornecidos pelos projetistas. A precisão desejada para a representação é controlada pelo número de neurônios na camada competitiva. Diminuir lentamente o número de neurônios implica numa perda suave de qualidade. Esta propriedade aumenta a robustez do sistema de controle sujeito a possíveis danos quando situado em ambientes perigosos para o robô.

Sugestões para obter mapas mais precisos incluem: coletar coordenadas de pontos mais próximos dos obstáculos, e espaçados proporcionalmente ao tamanho do robô. Experimentos adicionais são necessários para validar as sugestões.

Capítulo 7

Conclusão e Trabalhos Futuros

A criação de mapas é um tópico importante dentro de uma questão essencial na busca por agentes autônomos e *inteligentes: a fusão harmônica, dentro da Robótica Baseada em Comportamento*, da abordagem reativa e da abordagem deliberativa. Os mapas são os suportes para deliberação ou planejamento, e para a sua construção e manutenção dependem de componentes reativos que atuam no sensoriamento do mundo externo. Enfim, mapas funcionam como interface entre as duas visões.

Nesta dissertação os mapas auto-organizáveis de Kohonen foram aplicados no mapeamento de ambientes de robótica móvel. Um experimento adicional envolveu a utilização dos mapas gerados. Os testes foram realizados com um simulador khepera e cenários variados.

A propriedade de preservação da topologia do espaço de entrada possibilitou a construção de mapas do ambiente. Os resultados atestam a qualidade dos mapas formados pelo algoritmo de Kohonen.

O algoritmo não-supervisionado realça o valor de experimentos em busca de autonomia, pois o fenômeno da aprendizagem e detecção de similaridades ocorrem pela interação do Agente Autônomo com o ambiente e não através de esquemas estímulo-resposta pré-fixados.

O mapa auto-organizável de Kohonen foi inspirado nos mapas tópicos do cortex cerebral. A inspiração biológica, portanto, é o germe criativo no cerne desta elegante estrutura do professor Teuvo Kohonen. Esta mesma fonte leva roboticistas a estudarem o

melhor exemplo de agentes autônomos para construir seus robôs móveis de aço e silício: os animais de carbono e neurônios. Conceitualmente ambos enfrentam um mesmo problema que é a escolha da ação mais adequada para determinada situação — o Problema de Seleção da Ação. Mauro Roisenberg apontava como ponto em aberto:

“...como implementar um conjunto de comportamentos, alguns inclusivos antagônicos, e que agem sobre o mesmo conjunto de atuadores como, por exemplo, ir em direção ao alimento e fugir de um predador” [ROISENBERG, 1998].

Compreender a organização e a formação dos mecanismos internos de controle dos comportamentos de animais aparenta ser um caminho promissor para o desenho de eficientes arquiteturas que dêem respostas satisfatórias ao desafio. A neurociência e o neodarwinismo são algumas das armas do arsenal do roboticista.

Ainda que desconheça a máquina interna que o move, observar as manifestações do animal no ambiente, dividir as ações em classes de comportamentos e entender o papel, a ordem e a hierarquia dos comportamentos envolvidos concede ao roboticista a capacidade de eventualmente reproduzir as manifestações com os seus robôs. O papel sistematizador é dado aos etologistas.

Denomina-se neuroetologia a ciência que agrega as prescrições de pesquisa dos dois parágrafos acima. Deste ponto de vista soa bastante atual a síntese de comportamentos, estruturas hierárquicas de redes neurais artificiais, evolução, aprendizagem, modelos biológicos, proposta pela arquitetura PyramidNet. Esta talvez pavimente parte da ponte que conectará o reativo e o deliberativo, a ação pura e o raciocínio. A obra é encargo dos roboticistas, mormente aqueles dos novos campos da biomimética ou biorrobótica.

Por fim, conclui-se que o conjunto de técnicas e conceitos esboçados na dissertação, e os resultados dos experimentos, embora simples, acentuam a possibilidade da construção de robôs móveis com maior grau de autonomia e inteligência.

Terminadas as considerações enumera-se para trabalhos futuros:

- Em primeiro lugar e de forma geral projetar experimentos que acoplem mapas auto-organizáveis na arquitetura PyramidNet.
- Duas das limitações dos mapas auto-organizáveis residem na quantidade pré-fixada de neurônios na camada competitiva e na topologia da camada

competitiva definida a priori. Sugere-se realizar experimentos com redes diferentes. Entre as variantes possíveis têm-se o algoritmo Neural Gas, cuja topologia da vizinhança surge durante o treinamento e o número de neurônios é fixo como em Kohonen; e o algoritmo denominado “Let it grow” (deixe crescer) que amarra a topologia, mas libera o número de neurônios de acordo com a demanda.

- Tornar o aprendizado do mapa de Kohonen *on-line* no simulador, e adotar novas técnicas exploratórias para coleta de dados.
- Um experimento em biomimética: Os diferentes agrupamentos da projeção dos pesos correspondentes aos obstáculos no ambiente possibilitam experimentos de auto-localização e navegação de um robô móvel. Basicamente, a identificação e armazenamento dos neurônios mais ativos em cada um destes grupos em um instante inicial servirá de comparação com os neurônios ativos nestes mesmos grupos em um instante posterior em que o robô esteja longe do ponto inicial. Comandos específicos para os motores do khepera a fim de diminuir a diferença entre a visão atual e a visão primeira pode conduzir o robô de volta àquele ponto. Esta proposta experimental possui um intenso matiz biológico, posto que há indícios que insetos voltam a alvos interessantes anteriormente visitados utilizando procedimentos semelhantes [CARTWRIGHT e COLLETT, 1983]. Experimentos similares são conhecidos ainda que utilizem outras arquiteturas de RNA [MÖLLER et al., 1998].

Referências Bibliográficas

- AFIFI, Adel K.; HOESEN, Gary Van; BECHARA, Antoine and RODNITZK, Robert Y. (1998). **Functional Anatomy of Basal Ganglia**.
<http://www.vh.org/Providers/Textbooks/BasalGanglia/BasalGanglia.html>. Acesso: jun/2001.
- ALCOCK, John (1998). **Animal Behavior: An Evolutionary Approach, Sixth Edition**. Sinauer Associates, Inc. Massachusetts.
- ALVES, J. B. da Mota (1993). **Ficção, realidade e expectativa de robôs inteligentes baseados em comportamento**. In *Anais do 1 Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*, Rio Claro, SP, pp 145-154.
- ARKIN, Ronald C. (1998). **Behavior-Based Robotics** The MIT Press - Cambridge, Massachusetts.
- ASHBY, W. Ross (1956). **An Introduction to Cybernetics**. Chapman & Hall, London.
- ASIMOV, I. (1964). **The Human Brain: It's Capacities and Functions**. Houghton Mifflin, Boston.
- ASIMOV, I. (1967). **I, Robot**. Dobson Books, Great Britain.
- BARRETO, J. M.; ROISENBERG, M.; AZEVEDO, F. M. de (1998). **Developing Artificial Neural Networks for Autonomous Agents Using Evolutionary Programming**. In *ASC'98 IASTED International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing*, p. 283-286, Cancun, Mexico.
- BARRETO, Jorge M. (1999) **Inteligência Artificial no limiar do século XXI**. pp Edições. Florianópolis. 2ª ed. 324 p.
- BEDAU, Mark A.; MCCASKILL, John S.; PACKARD, Norman H.; RASMUSSEN, Steen; ADAMI, Chris; GREEN, David G.; IKEGAMI, Takashi; KANEKO, Kunihiko; RAY, Thomas S. (2000). **Open Problems in Artificial Life**. *Artificial Life 6*: 363-376.

- BENTLEY, Peter (1999). **An Introduction to Evolutionary Design by Computers**. In *Bentley, P. (Ed.). Evolutionary Design by Computers*. Morgan Kaufmann Publishers, Inc. San Francisco, California.
- BISCHOFF, Amanda (1998). **Modeling the Basal Ganglia in the Control of Arm Movements**. PhD dissertation, Faculty of the Graduate School, University of Southern California.
- BLUMBERG, Bruce (1994). **Action-Selection in Hamsterdam: Lessons from Ethology**. In *Cliff, D., P. Husbands, J.A. Meyer, and S.W. Wilson (Eds). From Animals to Animats, Proceedings of the Third International Conference on the Simulation of Adaptive Behaviour (SAB-94)*. MIT Press, Cambridge, Ma.
- BOERS, Egbert; KUIPER, Herman (1992). **Biological metaphors and the design of modular artificial neural networks**. M.Sc. Dissertation, Leiden University.
- BRAGA, Antônio de Pádua; LUDEMIR, Teresa Bernarda; CARVALHO, André Carlos Ponce de Leon Ferreira (2000). **Redes Neurais Artificiais: teoria e Aplicações**. Livros Técnicos e Científicos Editora S.A.. Rio de Janeiro.
- BROOKS, Rodney A. (1986) **A Robust Layered Control System for a Mobile Robot**. In *IEEE Journal of Robotics and Automation*, Vol. RA-2, No. 1, p. 14-23.
- BROOKS, Rodney A. (1990) **Elephants don't play chess**. In *Robotics and Autonomous Systems*, 6, p. 3-15.
- BROWN, Lucy L.; SCHNEIDER, Jay S. and LIDSKY, Theodore I. (1997). **Sensory and cognitive functions of the basal ganglia**. In *Current Opinion in Neurobiology*, 7, 157-163.
- CAIN, Michael L.; DAMMAN, Hans; LUE, Robert A.; YOON, Carol Kaesuk (2000). **Discover Biology**. W. W. Norton & Company.
- CARTWRIGHT, B. A. and COLLET, T. S. (1983). **Landmark Learning in Bees**. In *Journal of Comparative Physiology*, 151: 521–543.
- DAYHOFF, Judith (1990). **Neural Network Architectures: an introduction**. Van Nostrand Reinhold, New York
- EBERHART, Russ; SIMPSON, Pat; DOBBINS, Roy (1996). **Computational Intelligence PC Tools**. Academic Press International. Boston, USA.
- EPSTEIN, Isaac (1986). *Cibernética*. Editora Ática, São Paulo.

- FILLIAT, D. and MEYER J.A. (2000). **Active Perception and Map Learning for Robot Navigation** In *From Animals to Animats 6. Proceedings of the Sixth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*. The MIT Press. USA.
- FOGEL, D. B. (1995). **Evolutionary Computation: toward a new philosophy of machine intelligence**. IEEE Press, New York.
- FRANZ, Matthias O. and MALLOT, Hanspeter A. (2000). **Biomimetic Robot Navigation**. *Robotics and Autonomous Systems* 30, 133-153.
- FREEMAN, Walter J. (1997) **Introductory article on 'Brain'**. In *Encyclopedia of Science & Technology*, Vol 3, p 30-32, 8th ed. New York: McGraw-Hill.
- FREEMAN, Walter J. **Grey Walter** (2001). In *Nadel, Lynn (Ed.). To appear In the Encyclopedia of Cognitive Science*. Nature Publishing Group.
- FREEMAN, James A. and SKAPURA, David M. (1991). **Neural Networks: algorithms, applications, and programming techniques**. Addison-Wesley Publishing Company, Inc.
- FUCHS, Walter R. (1970). **Matemática Moderna**. Editora Polígono – São Paulo.
- GERARDIN, Lucien (1968). **La Biónica** Ediciones Guadarrama S.A. - Madrid.
- GIBERT, Armando (1982). **Origens Históricas da Física Moderna**. Fundação Calouste Gulbekian – Lisboa.
- HAFNER, Verena Vanessa (2000). **Learning Places in Newly Explored Environments**. In *Meyer, Berthoz, Floreano, Roitblat and Wilson (Eds.), SAB2000 Proceedings Supplement Book*. Publication of the International Society for Adaptive Behavior, Honolulu.
- HILGARD, Ernest R. e ATKINSON, Richard C. (1979). **Introdução à Psicologia**. Companhia Editora Nacional.
- HINTON, Geoffrey E.(1992) **How Neural Networks Learn from Experience**. *Scientific American*. Vol 267, Number 3, p 105-109.
- HOGG, David W.; MARTIN, Fred; RESNIK, Mitchel (1991). **Braitenberg Creatures**. MIT Media Laboratory, Cambridge.
- KANDEL, Eric R. and HAWKINS, Robert D. (1992) **The Biological Basis of Learning and Individuality**. *Scientific American*. Vol 267, Number 3, p 53-60.
- KASKI, Samuel (1997). **Data Exploration Using Self-Organizing Maps**. Thesis for the Degree of Doctor of Technology. Helsinki University of Technology. Finland.

- KOHONEN, T. (1988) **Self Organization and Associative Memory**. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg.
- KONDRATOV, A. (1967). **Nombre et Pensée**. Éditions MIR – Moscou.
- KOVÁCS, Zsolt László (1996). **Redes Neurais Artificiais: Fundamentos e Aplicações**. Collegium Cognitio. São Paulo.
- LIPSON, Hod and POLLACK, Jordan B. (2000). **Automatic Design and Manufacture of Robotic Lifeforms**. Nature, Vol 406|31 august 2000.
- LORENZS, Konrad (1995). **Os Fundamentos da Etologia**. Traduzido de *The Foundations of Ethology (1981)*. Editora da Universidade Estadual Paulista. São Paulo
- LUND, Henrik Hautop and HALLAM, John (1996). **Sufficient Neurocontrollers can be Surprisingly Simple**. Submitted to Robotics and Autonomous Systems.
- LUND, Henrik Hautop and MIGLINO, Orazio (1996). **From Simulated to Real Robots**. In *Proceedings of IEEE 3rd International Conference on Evolutionary Computation*. IEEE Press.
- MARCHI, Jerusa (2001). **Navegação de Robôs Móveis Autônomos: Estudo e Implementação de Abordagens**. Dissertação submetida à Universidade Federal de Santa Catarina como parte dos requisitos para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica. Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC. Florianópolis.
- MATARIC, Maja J. (1998). **Behavior-Based Robotics as a Tool for Synthesis of Artificial Behavior and Analysis of Natural Behavior**. Trends in Cognitive Science, Vol. 2, No. 3, March 1998, 82-87.
- MEYER, Jean-Arcady (1997). **From Natural to Artificial Life: Biomimetic Mechanisms in Animat Designs**. *Robotics and Autonomous Systems*, 22, 3-21.
- MÖLLER, Ralph; MARIS, Marinus and LAMBRINOS, Dimitrios (1998). **A neural model of landmark navigation in insects**, *Preprint submitted to Elsevier project*.
- NEHMZOW, Ulrich and SMITHERS, Tim (1991). **Mapbuilding using Self-Organising Networks in Really Useful Robots**, in *J.A. Meyer and S. Wilson (eds.), From Animals to Animats*, Proc. 1st conference on Simulation of Adaptive Behaviour, MIT Press.
- NEHMZOW, Ulrich (1993). **Animal and Robot Navigation**. In *Steels, L. (Ed.). The Biology and Technology of Intelligent Autonomous Agents*. Nato/ASI series, NATO 920908, Springer Verlag.

- NEHMZOW, Ulrich and WILTSCHKO, Roswitha (2000). **Computer Simulation of Long-Range Bird Navigation**, Proc. Simulation of Adaptive Behavior, MIT Press. pp. 219-227.
- NICHOLLS, John G.; MARTIN, A. Robert; WALLACE, Bruce G., and FUCHS, Paul A. (2000). **From Neuron to Brain, Fourth Edition**. *Sinauer Associates, Inc.*
- NICHOLSON, D. J.; JUDD, S. P. D.; CARTWRIGHT, B. A.; COLLETT, T. S. (1999). **Learning Walks and Landmark Guidance in Wood Ants (*Formica Rufa*)**. The Journal of Experimental Biology 202, 1831–1838.
- OWEN, Carl and NEHMZOW, Ulrich (1996). **Route Learning in Mobile Robots through Self-Organizing**. In *Euromicro workshop on advanced mobile robots*. IEEE Computer Society.
- PINKER, Steven (1999). **Como a Mente Funciona**. Traduzido de *How de Mind Works (1997)*. Editora Schwarcz. Companhia das Letras, São Paulo.
- PIRJANIAN, P. (1999). **Behavior Coordination Mechanisms - State-of-the-art**, Tech Report IRIS-99-375, Institute for Robotics and Intelligent Systems, University of Southern California, Los Angeles, California.
- PRESCOTT, Tony .J. (1993). **Representations for Wayfinding: Topological Models**. In *Explorations in Reinforcement and Model-based learning*, PhD Thesis, University of Sheffield.
- PRESCOTT, T.J. (1996). **Robot spatial learning: insights from animal and human behaviour**. IEEE Workshop on Self Learning Robots.
- PRESCOTT, Tony J. and IBBOTSON, Carl (1997). **A robot-trace maker: modeling the fossil evidence of early invertebrate behavior**, *Artificial Life*, 3, 289-306.
- PRESCOTT, Tony J.; REDGRAVE, Peter and GURNEY, Kevin (1999). **Layered control architectures in robots and vertebrates**, *Adaptive Behavior*, 7, 99-127.
- REDGRAVE, Peter; PRESCOTT, T. J. and GURNEY K. (1999). **The Basal Ganglia: A Vertebrate solution to the Selection Problem?**, *Neuroscience*, 89, 1009-1023.
- REYNOLDS, C. W. (1987) **Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioral Model**, in *Computer Graphics*, 21(4) (SIGGRAPH '87 Conference Proceedings) p. 25-34.

- ROISENBERG, Mauro; BARRETO, J. M.; AZEVEDO, F. M. de (1997). **Modeling Behaviors with Artificial Neural Networks**. In: *WORKSHOP ON INTELLIGENT ROBOTICS*, 1997, Brasília, DF. Sociedade Brasileira de Computação. p.34-45.
- ROISENBERG, Mauro (1998). **Emergência de Inteligência em Agentes Autônomos através de Modelos Inspirados na Natureza**. Tese submetida à Universidade Federal de Santa Catarina Como Parte dos Requisitos para a Obtenção do Grau de Doutor em Engenharia Elétrica — Área de Concentração em Sistemas de Informação. Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC. Florianópolis. 206 p.
- ROISENBERG, Mauro (2000). **PiramidNet – Redes Neurais Modulares e Hierárquicas: Fundamentos e Aplicações em Robótica**. Plano de Trabalho para Projeto de Pesquisa. Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC. Florianópolis.
- ROSENBLATT, Julio K. (1997). **DAMN: A Distributed Architecture for Mobile Navigation**. PhD dissertation, The Robotics Institute, Carnegie Mellon University.
- RUMELIOTIS, Stergios; PIRJANIAN, Paolo and MATARIC, Maja J. (2000). **Ant-Inspired Navigation in Unknown Environments**. *Proceedings, Autonomous Agents 2000*, Barcelona, Spain, June 3-7, 2000, 25-26.
- RUSSEL, Stuart and NORVIG, Peter (1995). **Artificial Intelligence: A Modern Approach**. Prentice-Hall, Inc. New Jersey.
- SAGAN, Carl (1983). **Os Dragões do Éden** - Livraria Francisco Alves Editora S.A. Rio de Janeiro.
- SAPARINA, Yelena (1966). **Cybernetics With Us**. Peace Publishers – Moscow, 1966
- SILVA, Flávio de Almeida; ROISENBERG, Mauro; BARRETO, Jorge Muniz (2000). **Redes Neurais Hierárquicas para Implementação de Comportamentos em Agentes Autônomos**. Congresso Brasileiro de Automática – CBA.
- SILVA, Flavio de Almeida e (2001). **Redes Neurais Hierárquicas para Implementação de Comportamentos em Agentes Autônomos**. Dissertação submetida à Universidade Federal de Santa Catarina como parte dos requisitos para a obtenção do grau de Mestre em Ciência da Computação. Universidade Federal de Santa Catarina – UFSC. Florianópolis.
- SIMON, Herbert A.(1981). **As Ciências do Artificial** Tradução feita sobre as M.I.T. Press Paperback Editions (1a. Ed., Março-1970; 2a. Ed., Abril-1981) Arménio Amado Editor, Sucessor Coimbra.

WALTER, W. Grey (1963). **The Living Brain**. W.W. Norton & Company, Inc. New York.

WIENER, Norbert (1948). **Cybernetics, or control and communication in the animal and the machine**. Cambridge, Massachusetts: The Technology Press; New York: John Wiley & Sons, Inc..