



UFC

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO
CURSO DE DOUTORADO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO**

YURI LENON BARBOSA NOGUEIRA

**INTEGRAÇÃO MENTE E AMBIENTE PARA A GERAÇÃO DE
COMPORTAMENTOS EMERGENTES EM PERSONAGENS
VIRTUAIS AUTÔNOMOS ATRAVÉS DA EVOLUÇÃO DE REDES
NEURAIS ARTIFICIAIS**

FORTALEZA, CEARÁ

2014

YURI LENON BARBOSA NOGUEIRA

**INTEGRAÇÃO MENTE E AMBIENTE PARA A GERAÇÃO DE
COMPORTAMENTOS EMERGENTES EM PERSONAGENS
VIRTUAIS AUTÔNOMOS ATRAVÉS DA EVOLUÇÃO DE REDES
NEURAIS ARTIFICIAIS**

Tese submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em Ciência da Computação da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para a obtenção do grau de Doutor em Ciência da Computação.

Área de concentração: Ciência da Computação

Orientador: Prof. Dr. Creto Augusto Vidal

Coorientador: Prof. Dr. Joaquim Bento Cavalcante Neto

FORTALEZA, CEARÁ

2014

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca de Ciências e Tecnologia

N716i Nogueira, Yuri Lenon Barbosa.

Integração mente e ambiente para a geração de comportamentos emergentes em personagens virtuais autônomos através da evolução de redes neurais artificiais / Yuri Lenon Barbosa Nogueira. – 2014.

111 f. : il. , enc. ; 30 cm.

Tese (doutorado) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Ciências, Departamento de Computação, Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, Fortaleza, 2014.

Área de Concentração: Ciência da Computação.

Orientação: Prof. Dr. Creto Augusto Vidal.

1. Agentes inteligentes (Software). 2. Redes Neurais (Computação). 3. Inteligência artificial. I. Título.

CDD 005

Yuri Lennon Barbosa Nogueira

Integração Mente e Ambiente para a Geração de Comportamentos Emergentes em Personagens Virtuais Autônomos Através da Evolução de Redes Neurais Artificiais.

Tese submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em Ciência da Computação, da Universidade Federal do Ceará, como requisito para a obtenção do grau de Doutor em Ciência da Computação.

Aprovada em 28 de abril 2014

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Creto Augusto Vidal
Orientador
Universidade Federal do Ceará – UFC

Prof. Dr. Joaquim Bento Cavalcante Neto
Coorientador
Universidade Federal do Ceará – UFC

Prof. Dr. Carlos Eduardo Fisch de Brito
Universidade Federal do Ceará – UFC

Prof. Dr. Luiz Marcos Garcia Gonçalves
Universidade Federal do Rio Grande do Norte - UFRN

Profa. Dra. Soraia Raupp Musse
Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul – PUC/RS

Fortaleza, 28 de abril de 2014

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais, Mauro e Rita Alice, por sempre terem me proporcionado as condições para que eu conseguisse chegar até aqui, e ao meu irmão, Oruam, responsável por me apresentar o caminho da computação. Obrigado também a toda a minha família, pois são igualmente responsáveis diretos pela minha formação como pessoa, e cujos elementos fornecidos aparecem, sem dúvida, nos tijolos que compõem este trabalho.

Agradeço à minha noiva Daniela. Se não fosse por ela construindo minha vida nesses cinco anos e meio, eu não teria conseguido realizar este trabalho nos últimos quatro anos. Muito obrigado por fazer de minha vida cada dia mais feliz. Muito obrigado por tudo! Isso me dá a certeza de ter escolhido o jeito certo de viver a vida: ao seu lado. Não tenho dúvidas de que, juntos, construiremos e nos realizaremos ainda mais neste mundo. Obrigado aos meus sogros, Aderbal e Socorro (principalmente por terem trazido a Daniela até mim), e aos meus cunhados, Aderbal Filho e Juliane, também muito presentes nesse processo.

Agradeço aos meus orientadores, Creto e Bento, por terem me dado a liberdade e confiança necessárias para produzir um trabalho que me fizesse sentir realizado por desenvolver. Obrigado ao Carlos, professor que topou também me ajudar a construir esta tese, abraçando-a praticamente como coautor. Espero que tenhamos nos divertido bastante com esta pesquisa. Sou muito grato também a todos os professores da minha graduação, que me ensinaram a ser um cientista da computação, especialmente o Marcelino, por acreditar e se empolgar com este trabalho, abrindo espaços e levantando ricas discussões. Obrigado aos professores membros externos da banca de avaliação, Luiz Marcos e Soraia. O debate feito durante a defesa resultou no enriquecimento do texto na presente versão. Finalmente, agradeço aos professores que tive por toda a minha vida. Os aprendizados que desenvolvi durante todo esse tempo são indiscutivelmente ingredientes deste estudo.

Agradeço a todos os amigos, inclusive os distantes e os que há tempos não vejo. Trago também nossas experiências nesta produção. Obrigado aos mais próximos nos últimos tempos, Markos, Karol, Rômulo, Natália, Pablo e Rafa: é bem divertido estar com vocês e isso se reflete no meu estado para o desenvolvimento da vida profissional. Vale segunda menção ao Markos, por ter me ajudado bastante nos diversos “debugs”, assim como ao Pablo e ao Filho, por nossas valorosas discussões. Obrigado também ao Filho por ter me apresentado à Daniela. Obrigado a todos do CRAb, especialmente os de almoços no R.U. e os mais presentes no laboratório, que se divertiram com os resultados, levantaram ideias e ajudaram com códigos. Esta tese é fruto de pesquisa nossa e espero ter contribuído para que possamos gerar novos

trabalhos a partir daqui. Como esqueci no momento certo, aproveito também este espaço para corrigir o equívoco e agradecer a todos os presentes no dia da defesa da tese.

Agradeço à humanidade por ter produzido todo o conhecimento que temos, sobre os quais eu pude trabalhar para desenvolver minhas ideias. Obrigado, mais especificamente, a todos os autores cujos trabalhos foram fonte de inspiração e conteúdo diretos para a construção desta tese.

Agradeço a todos os brasileiros, pois, por intermédio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e, por algum tempo também, através da Fundação Cearense de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico (FUNCAP), me financiaram e permitiram desenvolver com tranquilidade esta tese de doutorado, mesmo quando muitos sequer têm garantido o direito de acesso ao ensino superior, ainda privilégio. Espero ser capaz de retornar esse investimento à nossa sociedade, contribuir para mudar a nossa realidade e ajudar a possibilitar que todos tenhamos oportunidades de crescer juntos.

Obrigado!

RESUMO

O senso de imersão do usuário em um ambiente virtual requer não somente alta qualidade visual gráfica, mas também comportamentos adequados por parte dos personagens virtuais, isto é, com movimentos e ações que correspondam às suas características físicas e aos eventos que ocorrem em seu meio. Nesse contexto, percebe-se o papel fundamental desempenhado pelo modo como os agentes se comportam em aplicações de RV. O problema que permanece em aberto é: “**Como obter comportamentos autônomos naturais e realistas de personagens virtuais?**”.

Um agente é dito autônomo se ele for capaz de gerar suas próprias normas (do grego autos, "a si mesmo", e nomos, "norma", "ordem"). Logo, autonomia implica em ações realizadas por um agente que resultam da estreita interação entre suas dinâmicas internas e os eventos ocorrendo no ambiente ao seu redor, ao invés de haver um controle externo ou uma especificação de respostas em um plano pré-definido. Desse modo, um comportamento autônomo deveria refletir os detalhes da associação entre o personagem e o ambiente, implicando em uma maior naturalidade e realismo nos movimentos.

Assim, chega-se à proposta de que um comportamento é considerado natural se ele mantém coerência entre o corpo do personagem e o ambiente ao seu redor. Para um observador externo, tal coerência é percebida como comportamento inteligente. Essa noção resulta do atual debate, no campo da Inteligência Artificial, sobre o significado da inteligência. Baseado nas novas tendências surgidas dessas discussões, argumenta-se que o nível de coerência necessário a um comportamento natural apenas pode ser alcançado através de técnicas de emergência.

Além da defesa conceitual da abordagem emergentista para a geração de comportamento de personagens virtuais, este estudo apresenta novas técnicas para a implementação dessas ideias. Entre as contribuições, está a proposta de um novo processo de codificação e evolução de Redes Neurais Artificiais que permite o desenvolvimento de controladores para explorar as possibilidades da geração de comportamentos por emergência. Também é explorada a evolução sem objetivo, através da simulação da reprodução sexuada de personagens.

Para validar a tese, foram desenvolvidos experimentos envolvendo um robô virtual. Os resultados apresentados mostram que a auto-organização de um sistema é de fato capaz de produzir um acoplamento íntimo entre agente e ambiente. Como consequência da abordagem adotada, foram obtidos comportamentos bastante coerentes com as capacidades dos personagens e as condições ambientais, com ou sem descrição de objetivos. Os métodos propostos se mostraram sensíveis a modificações do ambiente e a modificações no sensoriamento do robô, comprovando robustez ao gerar córtices visuais funcionais, seja com sensores de proximidade, seja com câmeras virtuais, interpretando seus pixels. Ressalta-se também a geração de diferentes tipos de comportamentos interessantes, sem qualquer descrição de objetivos, nos experimentos envolvendo reprodução simulada.

Palavras-chave: Geração de Comportamentos. Agentes Autônomos. Animação baseada em IA.

ABSTRACT

The user's sense of immersion requires not only high visual quality of the virtual environment, but also accurate simulations of dynamics to ensure the reliability of the experience. In this context, the way the characters behave in a virtual environment plays a fundamental role. The problem that remains open is: **"What needs to be done for autonomous virtual characters to display natural/realistic behaviors?"**.

A behavior is considered autonomous when the actions performed by the agent result from a close interaction between its internal dynamics and the circumstantial events in the environment, rather than from external control or specification dictated by a predefined plan. Thus, an autonomous behavior should reflect the details of the association between the character and its environment, resulting in greater naturalness and realistic movements.

Therefore, it is proposed that the behavior is considered natural if it maintains coherence between the character's body and the environment surrounding it. To an external observer, such coherence is perceived as intelligent behavior. This notion of intelligent behavior arose from a current debate, in the field of Artificial Intelligence, about the meaning of intelligence. Based on the new trends that came out from those discussions, it is argued that the level of coherence required for natural behavior in complex situations can only be achieved through emergence.

In addition to the conceptual support of the emergentist approach to generating behavior of virtual characters, this study presents new techniques for implementing those ideas. A contribution of this work is a novel technique for the encoding and evolution of Artificial Neural Networks, which allows the development of controllers to explore the possibilities of generating behaviors through emergence. Evolution without objective description is also explored through the simulation of sexual reproduction of characters.

In order to validate the theory, experiments involving a virtual robot were developed. The results show that self-organization of a system is indeed able to produce an intimate coupling between agent and environment. As a consequence of the adopted approach, it was achieved behaviors quite consistent with the character's capabilities and environmental conditions, with or without description of objectives. The proposed methods were sensitive to changes in the environment and in the robot's sensory apparatus, proving robustness on generating functional visual cortices, either with proximity sensors or with virtual cameras, interpreting its pixels. It is also emphasized the generation of different types of interesting behaviors, without any description of objectives, in experiments involving simulated reproduction.

Keywords: Behavior Generation. Autonomous Agents. AI-based Animation.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 Pedestres autônomos em uma estação de trem virtual (SHAO; TERZOPOULOS, 2007).	17
Figura 2.1 Visão esquemática de agência: o sistema é constituído por uma rede autosustentada de processos (ilustrado como um círculo, à esquerda) acoplados ao ambiente; o sistema exerce restrições regulatórias sobre seu acoplamento, dando origem à agência. [Copyright 2009 Xabier Barandiaran sob licença <i>Creative Commons Attribution Share Alike</i> , é concedida a liberdade de copiar, modificar e redistribuir este trabalho desde que esta nota seja preservada.] (BARANDIARAN; DI PAOLO; ROHDE, 2009)	32
Figura 3.1 Modelagem em dois níveis.	37
Figura 3.2 Emergência de comportamento.	45
Figura 4.1 Comportamento das funções $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ e $f(x) = \tanh(x)$	55
Figura 4.2 ESCN como um controlador de robô. Linhas sólidas indicam matrizes de peso completamente conectadas. Linhas pontilhadas indicam seletividade, dependendo da ativação da unidade de decisão (ZIEMKE; THIEME, 2002).	58
Figura 4.3 O processamento da rede propriamente dito é feito somente com os neurônios padrões. O neurônio modulador determina a resposta da regra anti-Hebbiana, mediando a quantidade de crescimento ou decrescimento do peso sináptico.	59
Figura 4.4 Uma GasNet: nó 4 pode emitir gás e, assim, modular nós 5 e 6 (HUSBANDS et al., 1998).	61
Figura 4.5 Um exemplo de mapeamento do genótipo para fenótipo (NEAT). Existem três	

nós de entrada, um escondido, um nó de saída e sete definições de conexões, uma das quais recorrente. O segundo gene de conexão está desabilitado, logo, a conexão especificada (entre os nós 2 e 4) não é expressada no fenótipo (STANLEY; MIIKKULAINEN, 2002). 63

Figura 4.6 Estrutura genética das células neurais. Condições genéticas (consistindo de átomos de condições relacionadas aos substratos) disparam a expressão genética, levando à divisão celular, ao crescimento de axônio/dendrito, à produção de substrato, à estimulação e assim por diante (ASTOR; ADAMI, 2000). 64

Figura 4.7 Processo de mapeamento genótipo-fenótipo na AGE (SOLTOGGIO et al., 2007). 66

Figura 4.8 Dois neurônios artificiais extraídos de um genoma têm suas sequências terminais associadas com suas entradas e saídas (acima), e então a rede é montada (abaixo) com a aplicação de um mapa de interação de dispositivos $W(s_i, s_j)$ que associa pesos aos pares de sequências de caracteres (MATTIUSSI; FLOREANO, 2007). 66

Figura 5.1 Cromossomo de parâmetros com seus seis genes. Codificação dos parâmetros globais da rede. 72

Figura 5.2 Neurônios decodificados do cromossomo ilustrado na Tabela 5.2. 74

Figura 5.3 Rede decodificada a partir do cromossomo ilustrado na Tabela 5.2. 75

Figura 5.4 Construindo a rede: Primeiro são decodificados os neurônios e seus respectivos terminais. Após isso, aplica-se a Equação 5.2 para cada par de terminais para criar as sinapses. Neste exemplo, apenas uma sinapse foi criada devido à condição de existência. 75

Figura 5.5 O robô. (a) Robô no ambiente. A caixa preta é, ao mesmo tempo, seu olho e sua boca. (b) Os três sensores distribuídos no olho e os respectivos campos de

sensibilidade, com ângulo de 20° cada. A máxima distância sensível é de seis vezes o diâmetro do robô. 76

Figura 5.6 Evolução das médias de avaliações das populações. 78

Figura 5.7 Comportamento do robô. (a) A linha representa o caminho do robô, iniciando em $(0,0)$. Note que o caminho passa pelas frutas (+) enquanto desvia dos venenos (\circ). A linha não está sempre tocando as frutas pois, na simulação, a malha do olho apenas precisa tocar a malha da fruta, enquanto o gráfico mostra o centro dos objetos. (b) Atividade motora e sentido de veneno. Observe que, quando um veneno é sentido (valores positivos na linha sólida), existe um pico de sinal negativo na atividade motora (linha pontilhada), levando a um movimento de recuo do robô. 79

Figura 5.8 Comportamento de ajuste de direção. Observe que, para capturar a fruta, o robô aproxima-se dela usando o lado direito do CdS, ao invés do centro do CdS. Os quadros superiores mostram o momento no qual o robô sente a fruta e, então, vira à esquerda. Os quadros inferiores mostram o robô capturando a fruta seguindo o seu “sentido lateral”. 79

Figura 5.9 Atividade motora (linha pontilhada), sinal do sentido de energia (linha tracejada) e atividade de modulação (linha sólida). Observe que essas três atividades estão sincronizadas. Quando o robô capture uma fruta (aumento de energia e consequente queda na linha tracejada), ele busca outra localmente (queda na linha pontilhada: redução da atividade motora). Se nenhuma fruta é comida, o robô gradualmente aumenta o raio de busca (aumento na linha sólida, isto é, ativação da alteração dos pesos das sinapses, levando a um aumento na atividade motora, refletido no aumento na linha pontilhada). 80

Figura 5.10 Evolução das avaliações das populações em 85 gerações em cinco diferentes execuções. A linha tracejada representa as execuções realizadas sem neurônios moduladores. A linha sólida representa as execuções com ambos os tipos de neurônios. Observe a leve vantagem das execuções com neurônios moduladores. 81

Figura 5.11 Evolução das avaliações das populações em 90 gerações das melhores execuções (a) e 160 gerações das piores execuções (b). As linhas tracejadas representam execuções realizadas sem neurônios moduladores. As linhas sólidas representam execuções com neurônios de ambos os tipos. Observe que a melhor execução com neurônio modulador teve um desempenho melhor do que aquele da melhor execução sem essa característica. No pior caso, nenhum experimento pôde desenvolver um bom comportamento de forrageamento.	82
Figura 5.12 Comportamento do robô (ver descrição no texto).	83
Figura 5.13 O ambiente.	86
Figura 5.14 A distribuição dos três sensores de visão. As linhas pontilhadas representam o CdS do sensor de muro. As linhas tracejadas e pontilhado-tracejadas representam, respectivamente, o sensor esquerdo e o sensor direito de robôs/frutas. .	86
Figura 5.15 Comportamentos comumente observados. Observe que o robô macho (com a seta indicando sua direção) segue a robô fêmea e esta, por sua vez, visa a fruta. Outro ponto a enfatizar, é o uso complexo da visão simples: a fêmea sente a fruta com seu sensor esquerdo (Quadro 1) e, então, vira a esquerda (Quadros 2 e 3) a fim de usar o sensor da direita para determinar a direção a seguir, corrigindo os movimentos e mantendo o objeto entre os dois sensores (Quadros 4 e 5). Os quadros 6, 7 e 8 mostram o robô fêmea virando à direita a fim de desviar do muro após pegar a fruta.	90
Figura 5.16 Tempo de vida médio da população a cada 15 minutos (900 segundos) de simulação.	90
Figura 5.17 Tempo de vida médio em outras três execuções diferentes. Observe que o tempo de vida médio das fêmeas, em geral, é inferior ou igual ao dos machos. Note também a inversão nos tempos exibidos na execução 3, indicando mudança de comportamento.	91

Figura 5.18 Número médio de frutas coletadas e cruzamentos a cada 15 minutos (900 segundos) de simulação. (a) O maior número de frutas coletadas pelos robôs fêmeas indica a tendência comportamental ao forrageamento. (b) Observe o aumento na quantidade de cruzamentos com o tempo. Isso mostra a preferência masculina por tal comportamento. 92

Figura 5.19 Número médio de frutas coletadas e cruzamentos a cada 15 minutos (900 segundos) de simulação em outras três diferentes execuções. Observe que, na terceira execução, o número de frutas coletadas por robôs machos aumenta aos 20.000 segundos de simulação. Este comportamento leva ao aumento do tempo de vida médio, como pode ser visto na Figura 5.17. 93

Figura 5.20 Formação de agrupamento de robôs. Esse comportamento aumenta a probabilidade de cruzamento. 94

Figura 5.21 Comportamento de varredura. Esse comportamento aumenta a probabilidade de contato entre robôs, levando ao cruzamento. As linhas tracejadas mostram os caminhos percorridos pelos robôs. 94

Figura 5.22 Tamanho da população a cada 30 minutos. Observe que, com 2,5 horas de simulação, a população aumenta para, aproximadamente, 45 indivíduos, e então é equilibrada ao redor desse número devido à escassez de recursos causada pelo grande número de robôs que desenvolveram o comportamento de forrageamento. 95

Figura 5.23 Tamanho da população a cada 30 minutos para outras três diferentes execuções. 95

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 Diferentes tipos de sistemas e suas relações com os três requisitos necessários e suficientes para agência (BARANDIARAN; DI PAOLO; ROHDE, 2009).	32
Tabela 5.1 Identificadores dos Genes.	73
Tabela 5.2 Um exemplo de um trecho de cromossomo de rede.	74
Tabela 5.3 Identificadores dos Genes.	85

SUMÁRIO

1	Introdução	17
1.1	Motivação	17
1.2	Contextualização	17
1.3	Objetivos	19
1.4	Proposta	19
1.5	Organização	21
2	Novas perspectivas da Inteligência Artificial	23
2.1	A IA tradicional	23
2.2	<i>Embodied AI</i>	24
2.3	<i>Enactive AI</i>	27
2.3.1	Enação	27
2.3.2	Adaptatividade	29
2.3.3	Agência e Autonomia	30
2.3.4	Agência e Vida	33
2.4	Considerações Finais	34
3	Geração de Comportamentos de Personagens Virtuais	36
3.1	Abordagens de geração de comportamentos autônomos em personagens virtuais	36
3.1.1	Abordagem com modelagem em dois níveis	37
3.1.2	Abordagem em dois níveis com cognição automatizada	43
3.1.3	Abordagem emergentista	45
3.2	Computação Evolucionária na Geração de Comportamentos Autônomos	50
3.2.1	Evolução guiada por objetivos	50

3.2.2	Evolução guiada pelo ambiente	52
3.3	Considerações Finais	53
4	Evolução e plasticidade de Redes Neurais Artificiais	55
4.1	Plasticidade de Redes Neurais Artificiais	56
4.1.1	Plasticidade Sináptica	56
4.1.1.1	Neuromodulação	57
4.1.2	Plasticidade Não Sináptica	60
4.2	Evoluindo Redes Neurais Artificiais	62
4.2.1	Codificação Direta	62
4.2.2	Codificação de Desenvolvimento	63
4.2.3	Interação Implícita	65
4.3	Considerações Finais	66
5	Personagens Virtuais Comportamentalmente Autônomos	68
5.1	Compilando: A Autonomia, o Projeto de Personagens e a Emergência de Comportamentos	68
5.2	Evoluindo Rede Neural Neuromodulada para a Emergência de Comportamentos Complexos	69
5.2.1	O Controlador	70
5.2.1.1	A Rede Neural	71
5.2.1.2	A Codificação Genética Proposta	71
5.2.1.3	A Simulação da Evolução	75
5.2.2	Estudo de Caso 1: Comportamento de Forrageamento com Sensores de Proximidade	76
5.2.2.1	Descrição do Experimento	76
5.2.2.2	Resultados	78
5.2.3	Estudo de Caso 2: Evoluindo um córtex visual artificial	80
5.3	Evolução sem Objetivos através de Reprodução Sexuada Simulada	84

5.3.0.1	A Codificação Genética	84
5.3.1	O Experimento	85
5.3.1.1	Descrição do Sistema	85
5.3.1.2	Reprodução Simulada	87
5.3.1.3	Dinâmica da Vida	89
5.3.2	Comportamentos	89
5.4	Considerações Finais	94
6	Conclusão	99
6.1	Conceitos: Comportamento de personagens virtuais e as abordagens de Inteligência Artificial	99
6.2	Técnica: Implementando a emergência de comportamentos	100
6.3	Resultados: Comportamento emergente e a sensibilidade ao mundo	101
6.4	Trabalhos Futuros	103
	Referências Bibliográficas	106

1 INTRODUÇÃO

1.1 Motivação

A Figura 1.1 mostra uma estação de trem virtual povoada por pedestres autônomos. Personagens capazes de atuar por conta própria em um ambiente virtual são elementos importantes na construção de aplicações de Realidade Virtual (RV), seja para dotá-las de maior semelhança com o mundo real em busca de um maior senso de imersão por parte do usuário, seja para realizar a simulação de eventos, como evacuação de locais em situação de emergência, com maior precisão.



Figura 1.1: Pedestres autônomos em uma estação de trem virtual (SHAO; TERZOPOULOS, 2007).

O senso de imersão do usuário em um ambiente virtual requer não somente alta qualidade visual gráfica, mas também comportamentos adequados por parte dos personagens virtuais, isto é, com movimentos e ações que correspondam às suas características físicas e aos eventos que ocorrem em seu meio. Como colocado por Zahorik e Jenison (1998), “Quando a resposta ambiental é percebida como legítima, isto é, compatível com a resposta que seria dada pelo ambiente do mundo real no qual nossos sistemas perceptivos estão envolvidos, então é dito que a ação apoia nossas expectativas com sucesso”. Nesse contexto, percebe-se o papel fundamental desempenhado pelo modo como os agentes se comportam em aplicações de RV. O problema que permanece em aberto é: **“Como obter comportamentos autônomos naturais e realistas de personagens virtuais autônomos?”**.

1.2 Contextualização

Um agente é dito autônomo se ele for capaz de gerar suas próprias normas (do grego autos, "a si mesmo", e nomos, "norma", "ordem"). Logo, autonomia implica em ações

realizadas por um agente que resultam da estreita interação entre suas dinâmicas internas e os eventos ocorrendo no ambiente ao seu redor, ao invés de haver um controle externo ou uma especificação de respostas em um plano predefinido. Desse modo, um comportamento autônomo deveria refletir os detalhes da associação entre o personagem e o ambiente, implicando em maior naturalidade e realismo nos movimentos.

O problema da autonomia em agentes artificiais tem sido classicamente abordado pelo campo da Inteligência Artificial (IA). Tradicionalmente, a IA trata de uma forma mais fraca de autonomia, obtida através da modelagem da cognição, isto é, do preestabelecimento de algoritmos que calculem respostas sobre aspectos determinados, simbolizados, ou recortados, do mundo (HAUGELAND, 1985). Entretanto, os estudos têm caminhado na direção do entendimento de que inteligência não pode ser definida apenas pela dinâmica isolada do cérebro, mas que trata-se de um fenômeno emergente da relação entre mente, corpo e ambiente, conforme explorado pela abordagem corporificada da IA (*Embodied AI*) (ANDERSON, 2003). A IA Enativa (*Enactive AI*) (FROESE; ZIEMKE, 2009) relaciona ainda a autonomia constitutiva, isto é, a capacidade do agente de se auto constituir, como característica necessária na geração de significado do mundo para o agente, levando-o à criação de seus próprios objetivos, ou seja, de uma teleologia intrínseca, o que implicaria em uma autonomia de fato.

Uma estratégia de simulação de comportamento baseada na abordagem tradicional da IA embute os aspectos relevantes da realidade na mente do agente (na forma de modelos e “conhecimento”), calculando internamente que comportamento seria apropriado para uma dada situação. A principal desvantagem dessa abordagem é que é muito difícil manter uma descrição completa e atualizada dos aspectos relevantes da realidade, especialmente no caso de ambientes altamente dinâmicos. Assim, o resultado é o comportamento do agente passar a refletir mais as regras e fatos gravados em sua mente do que aquilo acontecendo de fato ao seu redor. Isso pode gerar uma sensação de distanciamento, com comportamento muito rígido do agente.

Ao tratar inteligência como um fenômeno emergente da relação entre mente, corpo e ambiente, as novas abordagens de IA tentam evitar o problema do distanciamento. Nessa perspectiva, há a migração das representações internas detalhadas da realidade e descrições explícitas de comportamentos, para a construção de condições apropriadas capazes de induzir o acoplamento entre estrutura e dinâmica da mente, corpo e ambiente. O resultado esperado é que a inteligência emergente tenha como produto comportamentos com um maior grau de coerência entre as ações do agente e o que está ocorrendo ao seu redor, obtendo-se uma maior naturalidade.

1.3 Objetivos

Baseado nas ideias trazidas pelas novas perspectivas da IA, isto é, a IA Corporificada e a IA Enativa, este trabalho se propõe a apresentar técnicas capazes de aplicar essas abordagens na geração de comportamentos de personagens virtuais. Com isso, espera-se obter agentes com graus mais fortes de autonomia do que os apresentados até então pelos trabalhos no campo da Realidade Virtual (RV), exibindo, consequentemente, comportamentos mais naturais e realistas, ou com maior coerência entre as características dos personagens e dos ambientes nos quais eles estão imersos.

Este trabalho tem como objetivos específicos:

- Apresentar as novas perspectivas no campo da Inteligência Artificial (IA), expondo o caminho seguido pela área na tentativa de responder aos problemas relacionados à autonomia de agentes articiais;
- Analisar os trabalhos mais importantes e recentes em comportamento de personagens virtuais, identificando as características que levam a comportamentos ainda não ideais;
- Reportar ferramentas úteis no desenvolvimento de sistemas baseados nas abordagens apresentadas de Inteligência Artificial; e
- Propôr técnicas capazes de gerar comportamentos de personagens virtuais com um maior grau de autonomia.

1.4 Proposta

A principal tese trazida por este trabalho em resposta ao problema de geração de comportamentos de personagens virtuais é: comportamento natural é aquele coerente com os detalhes ambientais nos quais o personagem está envolvido. Tal coerência deve refletir cada característica corporal do agente, bem como todas as dinâmicas e condições físicas do meio no qual ele está inserido. Arquitetar cada minúcia do mundo que deve compôr ou influenciar os movimentos do personagem é inviável ou mesmo impossível e, aqui, credita-se a isso o fato dos comportamentos obtidos tradicionalmente pelos trabalhos na comunidade de RV não terem conseguido alcançar o grau de realismo desejado. Agentes com comportamentos modelados de fora do contexto que de fato vivem acabam demonstrando movimentos aparentemente desconectados, bruscos, demasiadamente limpos, mesmo habitando um ambiente do qual se espera a geração

de muitos ruídos que deveriam impactar nos movimentos mostrados pelos personagens, mas acabam ignorados.

Propõe-se, então, que comportamento natural não pode ser obtido com imposição por parte do programador dos movimentos a serem gerados. O modo tradicional baseado em disparos de ações a partir de cálculos predeterminados sobre o mundo somente é capaz de gerar concatenações de movimentos, os quais já foram completamente definidos pelo projetista. Além disso, tais definições, por serem feitas a priori, podem relevar aspectos importantes do comportamento de acordo com algum evento ocorrido na hora de sua aplicação, pois os detalhes podem ser esquecidos ou imprevisíveis, dependendo da complexidade do mundo virtual. É importante ressaltar que o programador não vive o mundo exato do personagem e, portanto, não é capaz de dizer como e quais movimentos devem se dar (para um ambiente suficientemente complexo), não existindo, portanto, comportamento correto do ponto de vista do observador.

Como, então, gerar comportamentos sem projetá-los? Fazendo-os emergir a partir da interação da dinâmica do controlador com a dinâmica do ambiente e do corpo do personagem. Para isso ser possível, deve-se construir controladores plásticos, isto é, capazes de serem moldados no contato com o mundo, o qual pode ocorrer através de sensores no corpo do agente. Além disso, tais sensores não entregam o mundo interpretado, ou seja, não informam, por exemplo, o que é útil no ambiente para o personagem, nem predeterminam o disparo de movimentos específicos que devam compôr um comportamento esperado para a situação ambiental vivida. É do estabelecimento de um equilíbrio na interação entre as dinâmicas desse sistema composto por controlador, corpo e mundo, passando a se constituir como unidade, que surge o comportamento. Ou seja, o comportamento natural se obtém naturalmente. Vale ressaltar ainda que a mudança ambiental pode gerar novas condições no sistema, o qual passa então a apresentar novas organizações de movimentos. Sendo assim, não é justo esperar por convergência a comportamentos esperados, a não ser que se tenha ambientes suficientemente simples ou estáticos. Nesse caso, onde apenas o controlador é dinâmico, no momento que houver o acoplamento com o restante dos elementos, deixa de existir pressão para sua modificação.

Esse tipo de abordagem tem a capacidade de gerar comportamentos em personagens virtuais extremamente conectados com o mundo, refletindo os mínimos detalhes de sua composição. Os experimentos apresentados neste trabalho mostram que é possível obter comportamentos interessantes por emergência, sendo criados personagens com movimentos coerentes com as situações enfrentadas. Além disso, é mostrado que o enriquecimento dos sensores dos agentes leva a uma maior riqueza comportamental, mesmo vivendo o mesmo ambiente experimentado anteriormente com sensoriamento simplificado. E, finalmente, outro resultado obtido exibe a ma-

nifestação de diferentes tipos de comportamentos interessantes do ponto de vista do observador, mesmo sem qualquer definição externa de objetivos, isto é, sem sequer a necessidade de declarar ao personagem que problemas em seu mundo ele deve resolver.

1.5 Organização

As novas perspectivas da IA apresentam-se como bases promissoras na solução do problema do comportamento autônomo em agentes artificiais. No Capítulo 2, é feito um estudo sobre essas novas abordagens, as quais trazem a ideia de comportamento emergente como uma solução de um problema obtida por um processo de auto-organização de um sistema composto pelo agente e pelo ambiente. De fato, um agente biológico no mundo real constantemente apresenta novos comportamentos para superar desafios e adaptar-se a um meio em contínua modificação. A emergência de um novo comportamento reflete o processo de reorganização e acoplamento das estruturas internas do agente às novas condições ocorrendo ao seu redor.

Trabalhos que propõem técnicas para a geração de comportamentos em agentes artificiais são apresentados no Capítulo 3. Nesse estudo, é possível identificar duas formas principais de atacar o problema: a modelagem em dois níveis e a abordagem emergentista. A primeira é inspirada nas ideias da IA tradicional e, portanto, herda suas limitações inerentes, resultando na apresentação de agentes com uma autonomia fraca, cujos comportamentos refletem mais as regras internas preestabelecidas pelo projetista do que aquilo de fato ocorrendo no ambiente. Já os trabalhos de abordagem emergentista, influenciados pelas novas perspectivas de IA, geram personagens com um maior acoplamento aos seus meios, sem a necessidade de definição, a priori, de comportamentos. Tais agentes, embora apresentem um grau mais forte de autonomia, ainda seguem objetivos externamente definidos, dadas as técnicas geralmente utilizadas de Aprendizado Supervisionado (AS) ou Algoritmos Genéticos (AG), o que seria um fator contribuinte na baixa complexidade dos resultados obtidos.

No Capítulo 4, é feito um estudo sobre as ferramentas capazes de implementar processos emergentistas. Para tornar possível a adaptação e o acoplamento do agente ao ambiente, deve-se construir componentes que tenham um grau de plasticidade, de forma que suas estruturas e dinâmicas internas possam se modificar através do tempo, em resposta a interações com outros componentes do sistema. Esse processo tem sido produzido principalmente pela evolução de Redes Neurais Artificiais (RNA) através de técnicas de Computação Evolucionária (CE). Sobre CE, discute-se o direcionamento da comunidade científica, principalmente na área de robótica, na tentativa de desenvolver técnicas que não necessitem da descrição de objetivos, buscando uma autonomia ainda mais forte ao tornar o propósito do agente uma característica também

emergente.

No Capítulo 5, são apresentadas novas técnicas para a geração de personagens virtuais comportamentalmente autônomos. Em uma primeira parte, é exposto um controlador de robôs simulados baseado em uma RNA neuromodulada, isto é, com neurônios capazes de modular a dinâmica da rede, e evoluído por um AG canônico através de uma nova forma de codificação genética. É demonstrada a capacidade do controlador de gerar comportamentos autônomos complexos nos agentes, mas ainda baseando-se na descrição de uma função de aptidão, que indica ao AG quais redes geram as ações esperadas. No segundo momento, é proposta uma técnica de reprodução sexual simulada, utilizando a mesma codificação genética, capaz de evoluir uma população composta dos mesmos robôs, levando à emergência de diversos tipos de comportamentos interessantes sem qualquer definição externa de objetivo.

Conclusões e trabalhos futuros são apresentados no Capítulo 6. É feita uma discussão sobre o grau de autonomia obtido nos experimentos propostos e como o avanço na direção da autonomia constitutiva poderia trazer resultados ainda mais fortes.

2 NOVAS PERSPECTIVAS DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

2.1 A IA tradicional

Tradicionalmente, os estudos no campo da Inteligência Artificial tratam o problema da inteligência como um problema de cálculo em fatores do mundo. Logo, resolvê-lo deveria tratar-se de simbolizar aspectos do mundo de uma forma que eles pudessem ser processados e uma resposta coerente pudesse ser dada. Esse trabalho de processamento de símbolos é exatamente aquele para o qual os computadores foram projetados e assim, fazer computadores inteligentes seria uma questão de escrever os algoritmos corretos que fizessem os cálculos necessários no mundo, ou no mundo simbolizado. Essa abordagem é conhecida como paradigma computacionalista para a cognição (FROESE; ZIEMKE, 2009) ou “*Good Old-Fashioned Artificial Intelligence*” (GOFAI) (HAUGELAND, 1985).

Questionamentos sobre essa abordagem para a IA começaram então a surgir no momento em que limitações foram sendo encontradas, impedindo o seu avanço no caminho da obtenção de inteligência genuína. Começou-se, então, a pensar sobre o motivo dos resultados esperados não estarem sendo alcançados e, nesse processo, surgem dois problemas apontados como não solucionáveis pela IA da maneira até então abordada: o “*Frame Problem*” (MCCARTHY; HAYES, 1969) e o “*Symbol Grounding Problem*” (HARNAD, 1990).

O “*Frame Problem*” (Problema do quadro) trata a questão da relevância. Se a inteligência é um problema de cálculo em símbolos que representam fatores do mundo, quais aspectos dele realmente são relevantes em determinado processamento? Ou seja, que parte do mundo não é modificada por uma determinada ação e, por consequência, não deve entrar no cálculo? E quais aqueles fatores essenciais? Responder a essas questões tornam o problema da IA impraticável quando atacado da maneira tradicional. O nome “*Frame Problem*” vem da analogia com a técnica de animação que consiste em modificar o desenho apenas dos personagens e dos objetos com os quais eles interagem, mantendo apenas um “quadro” fixo de fundo com o restante da cena.

O “*Symbol Grounding Problem*” (Problema do aterrramento de símbolo) propõe que, ao simbolizar os aspectos do mundo, perde-se o significado. Essa ideia parte do princípio que significado só existe aterrado no mundo, isto é, os contextos em que as coisas estão inseridas é que dão sentido a elas. Em outras palavras, o trabalho sintático não implica necessariamente em semântica, sendo o principal argumento a favor disso proposto pelo filósofo John Searle e chamado de “Quarto Chinês” (SEARLE, 1980).

O argumento do “Quarto Chinês” trata de uma experiência hipotética que exemplificaria a ausência de semântica no trabalho sintático. Supõe-se um ser humano que comprehende apenas a língua inglesa fechado dentro de um quarto e possuindo apenas um livro de regras escritas em inglês que mapeiam símbolos em chinês para símbolos em chinês. Tal livro seria suficientemente completo de tal forma que ele sempre fosse capaz de receber perguntas em chinês por baixo da porta e devolver respostas corretas e coerentes em chinês. Para o chinês que formulou a pergunta, o “quarto” pareceria inteligente. Entretanto, parece claro que a “mente” do quarto, ou seja, o humano dentro dele, não seria capaz de explicar o que lhe fora perguntado, ou seja, não houvera qualquer entendimento em seu trabalho simbólico.

Os problemas levantados explicitam as dificuldades que a GOFAI encontra quanto à contextualização do significado. Supondo, por exemplo, a construção de um robô de acordo com a abordagem computacionalista, seria necessário manter um processo constante de atualização da representação do mundo em sua mente artificial, pois, o simples fato dele movimentar-se, por exemplo, modificaria sua posição relativa a dois objetos e, aquele que antes era representado como estando à frente de outro, poderia passar a ficar atrás. Dessa forma, o modelo descrito inicialmente perderia a consistência com o mundo (KLAUS; MAINZER, 2009).

Com esses fatores em evidência, começaram a aparecer esforços em fazer IA sem representação, i.e., de uma forma não simbólica. Desde então, a ideia passou a ser colocar o computador a viver no mundo de fato, ao invés de reconstruir o mundo no interior do computador. Como a visão tradicional trazia problemas devido ao seu aspecto representacionalista, começou-se a pensar que “é melhor usar o mundo como seu próprio modelo” (BROOKS, 1991) e, com isso, surge a abordagem conhecida como “*Embodied AI*” (EAI) (ANDERSON, 2003), a IA “corporificada”.

2.2 *Embodied AI*

A *Embodied AI* surgiu em contraposição ao modelo computacionalista, fundamentada pelos estudos da “*Embodied Cognition*” (cognição “corporificada”) (ANDERSON, 2003), área influenciada pelas ideias de Heidegger e Merleau-Ponty sobre a “encarnação dos sujeitos pensantes”. Heidegger argumenta que é “...evidente que, mesmo em nossa postura teórica, somos agentes. Mesmo para saber sobre o mundo e formular imagens descompromissadas, temos que lidar com ele, experimentar, nos colocar a observar, a controlar...” (BAYNES; BOHMAN; MCCARTHY, 1986), enquanto Merleau-Ponty coloca que “...percepção e representação sempre ocorrem no contexto do agente corporificado no curso de seu envolvimento proposital contínuo com o mundo, e são, portanto, estruturadas por esse agente. Assim, representações são ‘subli-

mações’ de uma experiência corpórea, já possuidora de conteúdo, e não com conteúdo dado ou formado por uma mente autônoma; e o emprego de tais representações ‘é controlado pelo corpo agindo por si, por um ‘Eu posso’ e não um ‘Eu acho que’ ...’ (ANDERSON, 2003).

Para se estudar uma inteligência “corporificada”, houve uma maior aproximação entre os campos da IA e da Robótica. Passou-se à tentativa de construção de robôs inteligentes que pudessem sentir o mundo diretamente através de seus sensores e pudessem interagir com ele através de seu corpo e seus atuadores, trabalhando de forma direta no ambiente, ao invés de símbolos que o representassem.

Pfeifer et al. (PFEIFER; IIDA; BONGARD, 2005) listam os princípios de projeto da EAI e os dividem em “princípios de procedimento de projeto” e “princípios de projeto de agente”. Os primeiros são princípios que visam disciplinar o projetista no processo de criação de um sistema baseado em EAI, enquanto os últimos indicam os elementos que um agente baseado em EAI deve possuir. Entre os princípios, vale listar:

- Emergência: Comportamento inteligente não deve ser pré-programado nem pode ser explicado somente pelos mecanismos internos do agente, mas sim ser o resultado da interação do sistema com o ambiente;
- Três constituintes: Ambiente, agente e tarefas (comportamentos) devem ser considerados, sendo um erro projetar o agente isolado dos outros dois;
- Coordenação sensório-motora: Possibilita a interação eficiente do agente com o ambiente e serve para estruturar sua entrada sensorial, pois ajuda na geração de padrões sensoriais correlatos e estacionários no mundo.
- Processos paralelos fracamente acoplados: A inteligência emerge de uma interação entre agente e ambiente através de um grande número de processos sem organização hierárquica, isto é, esses processos não possuem uma ordem de funcionamento nem dependem uns dos outros.

Dos quatro princípios enfatizados, apenas o da “Emergência” é um princípio de procedimento de projeto, enquanto os outros três tratam-se de projeto de agente. Eles foram destacados por englobarem a ideia central da EAI, ou seja, que a inteligência deve emergir na interação do agente com seu ambiente, quando há a coordenação de seus sentidos com sua ação motora no mundo, sem controle central. Como colocado por Froese e Ziemke (FROESE; ZIEMKE, 2009), “...cognição é baseada em um grande número de processos paralelos, fracamente

acoplados, que executam de forma assíncrona, e que são acoplados à organização interna do laço sensório-motor de um agente.”.

Brooks (1991) foi pioneiro na tentativa de se fazer inteligência sem representação, projetando robôs para atuar em ambientes complexos, convivendo entre as pessoas, ou seja, ambientes dinâmicos e sem controle. Os “cérebros” desses robôs eram constituídos de várias máquinas de estados finitas, construídas cada uma de acordo com um objetivo (explorar, fugir, etc.), e não havia hierarquia, podendo a qualquer momento uma delas entrar em ação interrompendo ou completando a ação de outra. Essas máquinas eram projetadas de forma a diretamente transformar os sinais dos sensores em ações dos atuadores dos robôs. A ideia principal era crescer a complexidade da inteligência do robô acrescentando-se novas máquinas de estados em sua composição, ficando cada vez mais distante a ação global de alto nível praticada pelo robô das várias pequenas ações de baixo nível projetadas para serem executadas por cada máquina.

Entretanto, os robôs de Brooks ainda não eram capazes de se adaptar a mudanças no ambiente ou, em outras palavras, de aumentar sua complexidade autonomamente. Di Paolo (2003b) verificou que, até então, os robôs não possuíam intencionalidade, autonomia e teleologia (objetivos) genuínas. Tentando avançar nessa linha, propôs robôs inspirados organicamente, baseado na ideia de que um organismo busca ativamente sua própria perpetuação.

Di Paolo trabalhou, então, em um controlador capaz de manter um laço sensório-motor adaptativo, através da automodificação e autoreconstrução em uma tentativa contínua de manter-se em funcionamento, ou “vivo”. O “controlador homeostático” é uma rede neural que inicia um processo de mudança de pesos (plasticidade) ao perder regularidade de ativação, e sua adaptação, ou seja, a adequação das regras de plasticidade, se dá por uma evolução utilizando-se algoritmos genéticos.

A proposta de Di Paolo se deveu a uma percepção de que simplesmente evitar a representação do mundo ou a formalização dos processos internos do agente ainda não era suficiente para resolver o problema do significado. Suas ideias se aproximam da noção de autopoiese (MATURANA; VARELA, 1980), que é a propriedade dinâmica de autoprodução dos seres vivos. Entretanto, a evolução dos controladores por algoritmos genéticos coloca uma imposição externa ao agente da necessidade de sobrevivência, pois é dada pelo processo de avaliação e função objetivo. O conceito de autopoiese, por sua vez, se propõe a responder intrinsecamente a questão da intencionalidade, sendo essa a noção que fundamenta os estudos da “*Enactive AI*” (IA enativa).

2.3 *Enactive AI*

Apesar de muitas contribuições importantes, a abordagem “corporificada” passou a ser sujeita a críticas (DREYFUS, 2007). Havia a alegação de que “o deslocamento na direção de agentes artificiais corporificados que estão inseridos em laços sensório-motores, não tem sido suficiente para explicar uma perspectiva significativa como é apreciada por (...) seres vivos” (FROESE; ZIEMKE, 2009). Isso motivou uma mudança no paradigma, levando pesquisadores a darem mais atenção à biologia para uma explicação de como um organismo vivo cria seu mundo significante. Esse movimento, que iniciou na área das ciências cognitivas (FROESE; ZIEMKE, 2009), é chamado de paradigma “enativo”.

2.3.1 Enação

Maturana e Varela (1980) propuseram o conceito de autopoiese, fundamental à principal ideia da abordagem “enativa”, do qual se pode inferir que o conhecimento de um agente é aterrado na sua relação continuada com o ambiente (VARELA; THOMPSON; ROSCH, 1991). Segundo Jaegher e Di Paolo (2008), a enação ataca a questão do significado, pois “‘Fazer sentido’ implica em um engajamento inherentemente ativo; é uma atividade” e traz “uma visão de cognição como uma atividade situada e continuada, modelada pelos processos da vida, dinâmica de auto-organização e a experiência de um corpo animado”.

As noções da abordagem “enativa” se adequam à definição de sistema autopoietico:

Uma rede de processos de produção (síntese e destruição) de componentes tal que esses componentes:

- continuamente regeneram e realizam a rede que os produzem, e
- constituem o sistema como uma unidade distingível no domínio no qual eles existem.

(WEBER; VARELA, 2002, p. 115)

Para Morse et al. (2011), “conhecimento sensório-motor, então, não é conhecimento fatual abstrato sem aterrramento; antes ele trata especificamente sobre interações entre um agente e seu ambiente”, sendo a autopoiese uma noção capaz de diferenciar um processo com significado de um simples processo automatizado. A abordagem “enativa” para a IA explica o problema da cognição através da autopoiese propondo que as ações dos agentes são partes constituintes da dinâmica para a manutenção de sua própria existência.

O paradigma “enativo” percebe organismos vivos como sistemas autônomos, que geram sua própria identidade através de incessantes atividades endógenas (FROESE; ZIEMKE, 2009). Segundo Jaegher e Di Paolo (2008), “um *sistema autônomo* é definido como um sistema composto de vários processos que ativamente geram e sustentam uma identidade sob circunstâncias precárias”, enquanto deve-se entender a geração de identidade por *fechamento operacional*, a propriedade de que “não existem processos que não são condicionados por outros processos na rede – o que não significa, claro, que condições externas ao sistema não possam ser também necessárias para tais processos existirem”.

Outro conceito importante em “enação” é o de *acoplamento estrutural*. Proposto por Maturana, é a ideia de “encontros com o ambiente resultando em pertubações na dinâmica autopoiética sem perda de organização” (DI PAOLO, 2005). Essa é a característica da autopoiese que faz a ligação entre a interação e o significado, podendo ser intuitivamente exemplificada da seguinte forma: uma situação do ambiente que ajude o sistema a manter sua dinâmica dentro de suas condições de viabilidade seria boa para o organismo, enquanto aquela situação que pare o sistema, ou seja, o retire da área de restrição, seria ruim, pois faria o organismo parar de se autoproduzir, ou seja, parar de existir.

Essa atividade de autoprodução e automanutenção de uma identidade provê uma referência a partir da qual os significados das interações de um agente com o mundo podem ser derivados. As percepções da *Enactive AI* são resumidas em dois princípios de projeto (FROESE; ZIEMKE, 2009), derivados diretamente da definição de sistema autopoiético:

- **Primeiro princípio de projeto da *Enactive AI*:** o sistema precisa ser capaz de gerar sua própria identidade sistêmica em algum nível de descrição.
- **Segundo princípio de projeto da *Enactive AI*:** o sistema precisa ter a capacidade de ativamente regular sua contínua interação sensório-motora em relação a uma restrição de viabilidade.

Embora os princípios de projeto da EAI tenham sido colocados, avanços ainda são necessários na construção de dinâmicas desse tipo. O segundo princípio parece não ser particularmente desafiante, uma vez que a construção de robôs capazes de modificar sua dinâmica interna ao ser perturbada pelo ambiente através de suas capacidades sensoriais e atuando em seus motores em um laço sensório-motor contínuo é algo familiar a pesquisadores envolvidos com a robótica. O primeiro princípio, entretanto, tem sido chamado de “o problema difícil da *Enactive AI*” (FROESE; ZIEMKE, 2009).

Para Di Paolo (2005), entretanto, explicar o funcionamento da autopoiese baseando-se apenas no processo de *acoplamento estrutural* não é suficiente para responder à questão do significado. Suponha o caso de um ser vivo se equilibrando na beira de um precipício e, então, caindo. Essas duas ações, equilíbrio e queda, conservam a dinâmica autopoietica, mas apenas o impacto com o chão é ruim para o agente. Dessa forma, o *acoplamento estrutural* não seria capaz de explicar um possível comportamento que evitasse a queda.

A dinâmica autopoietica colocada dessa forma também não poderia constituir comportamentos baseados em gradações. Por exemplo, uma “bactéria nadando através de um gradiente de sacarose (...) a rede autopoietica seleciona algumas correlações físicas particulares (neste caso, a presença de açúcar) como relevante” (DI PAOLO, 2005). É justamente a dinâmica autoprodutora da autopoiese que escolhe o açúcar entre os outros compostos químicos do meio. Mas, “o que a faz distinguir e preferir concentrações mais altas de açúcar? Como definido, *acoplamento estrutural* é um processo conservativo, não de melhoria. Ele não admite graduação. Se a concentração é suficiente para manter a bactéria viável, uma maior concentração deveria ser igualmente – e não mais – viável que outras concentrações” (DI PAOLO, 2005).

Di Paolo coloca que a autopoiese, por si só, possui a característica de robustez, mantendo o sistema dentro de seus limites de viabilidade. Entretanto, não implicaria em *adaptatividade*, capacidade de ativamente monitorar perturbações e compensar tendências ambientais.

2.3.2 Adaptatividade

Adaptatividade é definida como:

A capacidade de um sistema de, em algumas circunstâncias, regular seus estados e suas relações com o ambiente tendo o resultado de, se os estados forem suficientemente próximos dos limites da viabilidade,

- Distinguir tendências e pô-las em prática, se os estados se aproximarem ou recuarem do limite, e, como consequência,
- as tendências do primeiro tipo são aproximadas ou transformadas em tendências do segundo tipo, de forma a evitar que estados futuros alcancem a fronteira de viabilidade com velocidade suficiente para ultrapassá-la.

(DI PAOLO, 2005, p. 438)

A adaptatividade, então, seria uma propriedade importante a se enfatizar em um sistema autopoético. A autopoiese é capaz de distinguir entre automanutenção e desintegração, mas essa distinção só é possível se houver capacidade de auto regulação, através do acesso às implicações das relações mutualmente causais entre os processos que realizam autoprodução, característica atribuída à adaptatividade. Di Paolo coloca:

Um outro aspecto importante (...) é que apenas graças à adaptatividade, pode-se falar de disfunção de organismo, estresse, fadiga, má adaptação e patologia. Autopoiese, numa visão de conservação, é cega a tais fenômenos, uma vez que todos ocorrem enquanto o sistema ainda está autopoético, mas a adaptatividade provê uma medida para eles (DI PAOLO, 2005, p. 440).

O conceito de adaptatividade, então, é proposto como complemento à teoria autopoética original. Se, originalmente, comportamento era definido como mudanças estruturais de um organismo enquanto mantém sua autopoiese (VARELA, 1979), agora a ênfase está na distinção entre *acoplamento estrutural* e regulagem do *acoplamento estrutural*. O primeiro é simplesmente a descrição do processo de sofrer uma mudança, enquanto o segundo, de fato, define comportamento, pois trata da seleção de quais mudanças sofrer. Di Paolo sugere:

Comportamento, definido não como acoplamento físico, mas como sua regulação, é sempre assimétrico, tem uma estrutura intencional, e pode-se dizer que falha ou tem sucesso. É somente nesse estágio, quando um organismo se comporta, que podemos falar de um agente, isto é, uma unidade autoconstruída que se engaja ao mundoativamente regulando suas mudanças com ele para propósitos adaptativos destinados a servir à continuidade de sua viabilidade (DI PAOLO, 2005, p. 443).

Colocado o conceito de adaptatividade, pode-se finalmente tentar chegar à resposta para o problema do significado. Por “fazer sentido”, entende-se a descoberta de um significado já estabelecido ou a criação de um novo significado para algo no mundo. Para Di Paolo (2005), esses dois modos “correspondem bem a diferentes aspectos da adaptatividade, respectivamente: a regulação provida pelo estabelecimento de processos adaptativos e a modificação plástica, sintonia ou geração de novos processos adaptativos”.

2.3.3 Agência e Autonomia

Até o momento, discutiu-se o termo agente em um sentido intuitivo de “autor de comportamento”, baseando-se nas noções de sentido, percepção, ação e objetivo. Barandiaran,

Di Paolo e Rohde (2009) verificam o uso dessa mesma intuição em grande parte da comunidade científica e, visando colaborar com um estudo mais firme, propuseram uma definição objetiva de agência relacionada à autonomia de um sistema, em sentido associado às ideias trazidas pela IA enativa:

Um agente é uma organização autônoma capaz de regular adaptativamente seu acoplamento ao ambiente de acordo com normas estabelecidas por suas próprias condições de viabilidade (BARANDIARAN; DI PAOLO; ROHDE, 2009, p. 376).

Essa definição é fundamentada em três características que devem ser apresentadas por um agente:

- Individualidade: Capacidade de definir sua própria identidade, distinguindo-se do seu meio. A partir disso, é possível definir o ambiente no qual as ações são realizadas.
- Assimetria interacional: Capacidade de regular seu acoplamento ao ambiente em determinados momentos;
- Normatividade: Capacidade de criar suas próprias regras (normas), ou necessidades, de interação.

Sobre esses três requisitos, deve-se enfatizar o fato de suas definições não dependerem de um observador ou limitação externa para caracterizar o conceito de agência. A *individualidade* atribui ao agente a “responsabilidade” de determinar-se como indivíduo, sem que haja uma força externa separando-o do restante do ambiente, mantendo sua organização. Esse indivíduo, por sua vez, deve ser a fonte dos movimentos que instituem a interação entre ele e seu meio, de acordo com o requisito de *assimetria interacional*. Finalmente, a *normatividade* especifica que os movimentos de um agente são direcionados a objetivos gerados por necessidades próprias, como a automanutenção. A Tabela 2.1 exemplifica a caracterização de agência em alguns sistemas de acordo com as exigências apontadas.

A Figura 2.1 ilustra o processo que define a agência de um sistema. O agenteativamente regula seu acoplamento ao meio, e seus atos servem para que ele se mantenha em condições ambientais favoráveis à sua autoconstituição, possibilitando, por sua vez, a continuidade das ações que o mantêm e individualizam.

Tipo de interação sistema-ambiente	Condição de Individualidade: o sistema é um indivíduo?	Condição de Assimetria Interacional: o sistema é a fonte ativa de interação?	Condição de Normatividade: a norma da interação é gerada pelo sistema?	O sistema é um agente?
Um gás em um recipiente	Não: O gás não tem identidade própria, é um recipiente externamente imposto que o limita no espaço e tempo.	Não	Não	Não
Uma célula no processo de osmose passiva	Sim: O sistema produz e mantém sua organização, incluindo sua membrana.	Não: Osmose passiva é processo fisicamente espontâneo e não é causado assimetricamente pela organização do sistema.	Sim: Sim se o processo osmótico é funcionalmente benéfico em relação ao sistema em si (ex.: concentração de açúcar balanceada).	Não
Um humano sofrendo tremores de Parkinson	Sim: O corpo humano produz e mantém sua organização.	Sim: O sistema é a fonte energética e dinâmica dos movimentos.	Não: Os movimentos não são dirigidos nem respondem a uma norma gerada internamente.	Não
Um filhote sendo aquecido por sua mãe	Sim: O filhote é um organismo individualizado se produzindo e se reparando.	Não: É a sua mãe (o ambiente) que dirige o acoplamento.	Sim: O acoplamento sistema-ambiente está satisfazendo a norma de manter a temperatura do filhote dentro das fronteiras da viabilidade.	Não
Bactéria realizando quimiotaxia dependente de metabolismo	Sim: O sistema produz e mantém sua organização, incluindo sua membrana.	Sim: O sistema é a fonte energética e dinâmica dos movimentos.	Sim: A interação é regulada internamente e diretamente ligada aos processos de auto-mantenção.	Sim

Tabela 2.1: Diferentes tipos de sistemas e suas relações com os três requisitos necessários e suficientes para agência (BARANDIARAN; DI PAOLO; ROHDE, 2009).

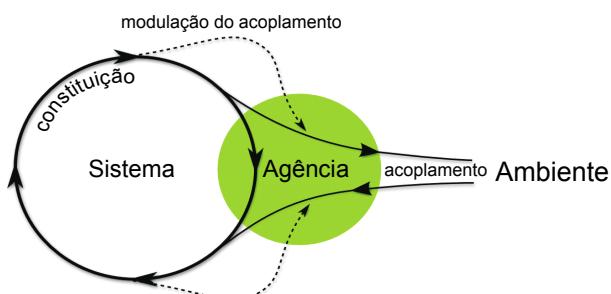


Figura 2.1: Visão esquemática de agência: o sistema é constituído por uma rede autossustentada de processos (ilustrado como um círculo, à esquerda) acoplados ao ambiente; o sistema exerce restrições regulatórias sobre seu acoplamento, dando origem à agência. [Copyright 2009 Xabier Barandiaran sob licença Creative Commons Attribution Share Alike, é concedida a liberdade de copiar, modificar e redistribuir este trabalho desde que esta nota seja preservada.] (BARANDIARAN; DI PAOLO; ROHDE, 2009)

Finalmente, Barandiaran, Di Paolo e Rohde (2009) concluem, quanto ao estudo de comportamento adaptativo, que:

- a) o mero acoplamento sensório-motor em si é uma condição muito fraca para agência, e a modulação de interações também precisa ser considerada;
- b) sistemas que satisfazem apenas normas e restrições impostas de fora (ex.: otimização de

acordo com uma função fixada externamente) não deveriam ser tratados como modelos de agência; e, c) a identidade de um agente não pode ser separada de seu comportamento (...) (i.e., o agente precisa se “beneficiar” ou “sofrer” as consequências de suas ações em uma maneira que seja relevante à sua atividade contínua) (BARANDIARAN; DI PAOLO; ROHDE, 2009, p. 381).

A partir da definição exposta, tem-se um agente cujas ações realizadas no ambiente se dão exclusivamente por motivações internas. Essa agência, por sua vez, é baseada na característica de autoconstituição do sistema e, a ela, dá-se o nome de *Autonomia Constitutiva*. Propriedade dos seres vivos, atribui-se a essa autonomia a caracterização dos mesmos como agentes dotados de teleologia intrínseca e, portanto, genuinamente autônomos.

2.3.4 Agência e Vida

Sobre os seres vivos, Froese, Virgo e Ikegami (2011) os identificam como agentes autônomos cujas atividades tratam de manter a estabilidade e a sobrevivência em um ambiente que impõe forças de instabilidade. Os processos de metabolismo, comportamento, desenvolvimento e evolução são aspectos da vida que funcionam em conjunto com o objetivo de constituir o ser, sempre adaptando-o às condições presentes no ambiente, sem uma solução ou forma adequada final, dadas as características dinâmicas do meio.

É importante observar como os quatro processos citados contribuem para a geração de agentes autônomos, estabelecendo-se em escalas de tempo diferentes. Enquanto o metabolismo efetua a autoprodução do ser em um nível químico, o comportamento realiza a interação com o ambiente momento a momento, refletindo e modificando o metabolismo, e modificando-se através do desenvolvimento de estruturas qualitativamente diferentes durante a vida de um indivíduo. Na história das gerações, a evolução trata de selecionar aqueles indivíduos cujos três primeiros processos tinham mais sucesso em tornar viável a sobrevivência do ser.

Um conceito importante à agência de seres vivos é o de *precariedade*, relacionado à sobrevivência. Trata-se da noção de sistemas metabólicos ou químicos se encontrarem “longe do equilíbrio termodinâmico” (BARANDIARAN; MORENO, 2008; EGBERT; BARANDIARAN, 2011), ou seja, a ideia de que um organismo biológico está em constante troca termodinâmica com o seu ambiente e, portanto, está sempre em condições precárias, tendo que regularativamente suas interações com o meio para evitar sua destruição. Como colocado por Egbert e Barandiaran (2011), “a essa precariedade, deve-se a base do caráter normativo do comportamento: o sistema precisa buscar compensarativamente sua inerente organização decadente”.

2.4 Considerações Finais

A principal intuição por trás das novas perspectivas de IA, isto é, a percepção da inteligência como um fenômeno emergente da dinâmica entre corpo, mente e ambiente, ao invés de produzida pela mente, tem sido evidenciada por experimentos da neurociência. Segundo Louzoun e Atlan:

De acordo com dados neurofisiológicos sobre movimentos voluntários (...) ação voluntária é disparada por alguns estímulos inconscientes, acompanhada, mas não causada, por um estado consciente da mente. Uma observação consciente com um entendimento de nossas ações acompanha aquelas ações, mas não é a causa. E nós podemos interpretá-la como uma decisão de nossas vontades, que determina a ação, pois nós não conhecemos os eventos inconscientes no nosso corpo que são as causas reais (LOUZOUN; ATLAN, 2007, p. 169).

De fato, essa observação se adequa bem à ideia de intencionalidade causada apenas pela dinâmica do sistema, tendo como resultado (e não causa), a consciência. Os dados relatados demonstram que o início de um movimento precede em, aproximadamente, 300 ms, a decisão consciente da decisão sem pré-planejamento. A ação motora de fato ocorre de 150 a 200 ms após a decisão, possibilitando um “veto” consciente ao movimento.

Enquanto as novas proposições da IA tentam resolver questões intrínsecas à abordagem tradicional, novos problemas são levantados principalmente nas questões de engenharia, levando a comunidade científica a trabalhar em diferentes linhas na proposição de soluções, sem abandonar qualquer das posições. Goertzel e seus coautores (GOERTZEL et al., 2010) identificam três caminhos seguidos na tentativa de construir cérebros para robôs cognitivos: As Arquiteturas Simbólicas (AS), as Arquiteturas Cognitivas Emergentistas (ACE) e as Arquiteturas Híbridas (AH). As AS e AH são fortemente influenciadas pela IA tradicional, enquanto na área das ACE, encontram-se os trabalhos que tentam “construir cognição” por emergência.

Segundo os novos paradigmas, pode-se definir inteligência, em poucas palavras, como um fenômeno emergente de uma dinâmica que tenta se manter em funcionamento, se auto-organizando e se adaptando ao meio no qual está imersa. Embora esse conceito se adeque às ACE, parece haver uma tentativa maior de replicação da estrutura cerebral humana, procurando apenas identificar mecanismos existentes no cérebro humano para reproduzi-lo, como no trabalho de D’Mello e Franklin (2011), do que o esforço em criar novas estruturas auto-organizáveis capazes de acoplamento ao mundo no qual estão inseridas. Isso demonstra uma forma de trabalho

ainda presente, mas já observada há algum tempo, como pode ser constatada nas palavras de Astor e Adami:

Ao passo que neurocientistas procuram por um completo entendimento do fenômeno neurofisiológico, os esforços no campo de RNAs focam principalmente em encontrar ferramentas melhores para construir RNAs mais poderosas. O atual estado das coisas reflete essa dicotomia: os ensaios de simulação neurofisiológica não podem resolver problemas de engenharia, e modelos sofisticados de RNA não explicam o milagre do processamento da informação biológica (ASTOR; ADAMI, 2000, (p. 189)).

A comunidade científica não tem conseguido propôr novas dinâmicas que solucionem o já citado “problema difícil da EAI”. Como consequência, acaba recorrendo ao uso reinterpretado de instrumentos já estabelecidos, bem como na replicação de (ou inspiração em) estruturas naturais que se sabe possuirem as características desejadas. Os avanços na área têm sido obtidos principalmente utilizando-se ferramentas como Redes Neurais Artificiais, explorando suas capacidades plásticas, possibilitando o estabelecimento de um acoplamento dinâmico, e Algoritmos Genéticos, para adaptação evolutiva das mesmas, e são os tópicos abordados no Capítulo 4 deste trabalho.

No Capítulo 3 será discutida a geração de comportamentos em personagens virtuais, foco deste trabalho. A partir dessas discussões, as palavras agente e autonomia serão utilizadas em seus sentidos intuitivos, sendo devidamente especificados quando forem feitos os usos formais definidos neste capítulo.

3 GERAÇÃO DE COMPORTAMENTOS DE PERSONAGENS VIRTUAIS

O problema da animação de personagens virtuais autônomos, mais especificamente a geração de comportamentos naturais que se manifestam como inteligência, não é novo e continua um tópico aberto de pesquisa bastante ativo (TERZOPOULOS, 2009; SCHNEIDER; ROSA, 2009; WHITING et al., 2010; PANZOLI et al., 2010; OROZCO et al., 2011).

Entre as propostas de soluções dadas ao problema, sugere-se aqui, a partir da identificação dos métodos de construção de controladores de personagens virtuais aplicados pela comunidade, a classificação dos trabalhos em três abordagens principais:

- Abordagem com modelagem em dois níveis: fortemente influenciada pela IA tradicional, se faz através da modelagem comportamental e cognitiva de alto nível;
- Abordagem em dois níveis com cognição automatizada: semelhante à abordagem anterior, porém procura técnicas para gerar o nível cognitivo de forma automática, ao invés de modelá-lo;
- Abordagem emergentista: intuitivamente relacionada com as novas abordagens de IA, tem a inspiração na biologia e procura fazer emergir o comportamento através da construção de sentidos e ações de baixo nível.

Na primeira parte deste capítulo, são descritos importantes trabalhos na área de comportamentos de personagens virtuais, divididos de acordo com as abordagens utilizadas nas propostas para a solução do problema. No segundo momento, será analisado mais especificamente o uso de computação evolucionária na geração de comportamentos emergentes em agentes artificiais, principal técnica explorada pela comunidade científica.

3.1 Abordagens de geração de comportamentos autônomos em personagens virtuais

Nesta seção são apresentados importantes trabalhos na área de comportamentos de personagens virtuais, com respectivas discussões de seus resultados. Observa-se que trabalhos aplicando uma mesma abordagem obtêm características semelhantes nos comportamentos obtidos. Tal estudo permite, então, a identificação e o entendimento das possíveis origens da ausência de naturalidade nos movimentos dos personagens.

3.1.1 Abordagem com modelagem em dois níveis

Zahorik e Jenison (1998), analisando a área de realidade virtual, identificam uma tradição racionalista na comunidade científica. Esse pensamento tradicional se desenvolve em um método com três passos: identificar objetos com propriedades bem definidas, encontrar regras que se apliquem a situações em termos desses objetos e propriedades e, por último, aplicar regras lógicas à situação, definindo o que deve ser feito. Percebe-se que esse modo de pensar continua guiando fortemente mesmo os trabalhos mais recentes sobre a geração de comportamentos em personagens virtuais (WHITING et al., 2010; OROZCO et al., 2011). Isso é facilmente observável sempre que há a proposta de modelar o comportamento ou cognição, fazendo a representação do mundo e tratando-o de forma simbólica internamente na mente do agente.

No entanto, Varela adverte que:

A tendência da IA à abstração, isto é, separar a percepção situada e habilidades motoras (...) retira a essência da inteligência cognitiva, que reside somente em sua encarnação. É como se fosse possível separar problemas cognitivos em duas partes: aquela que pode ser solucionada através de abstração, e aquela que não pode. A segunda é tipicamente percepção-ação e habilidades motoras de agentes em ambientes não especificados. (VARELA, 1992, p. 13)

A Figura 3.1 mostra como se desenvolve a modelagem em dois níveis para a obtenção de comportamentos. Tal abordagem procura resolver o problema dividindo-o em cognição e motor, colocando esforços em construir bem cada uma dessas partes seguindo os preceitos da tradição científica relatada. Nessa visão, o nível de cognição funciona como uma calculadora de fatos abstratos, ou seja, de símbolos já interpretados pelo programador e, portanto, uma percepção de alto nível de mundo. Esse cálculo deve, então, prover a ordem correta (ou desejada) ao nível motor, onde os comportamentos esperados já estão devidamente descritos, ou seja, comportamentos de alto nível.

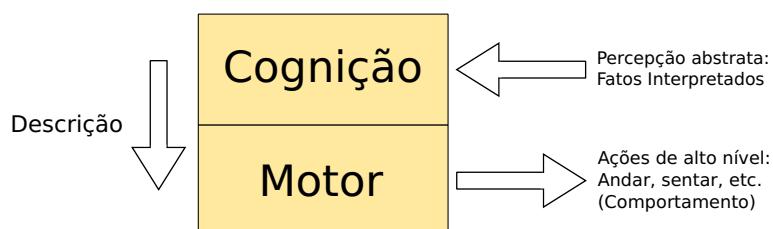


Figura 3.1: Modelagem em dois níveis.

Quando a descrição da mente é separada da descrição do restante do mundo, pode

ocorrer perda da naturalidade por uma desconexão entre os dois. Se a dinâmica mental não é definida ou modificada em seu relacionamento com o mundo, e nem ele configura os movimentos do corpo, o comportamento resultante é claramente artificial, isto é, muito “robótico”. Isso é apresentado através de comportamento muito simples se comparado com o seu análogo real, comportamento complexo em um ambiente virtual muito simples ou mesmo por ações inconsistentes com a situação.

A seguir, serão apresentados diversos trabalhos que se utilizam da modelagem descrita na Figura 3.1 para a geração de comportamento em personagens virtuais. Entre as propostas, observa-se a tentativa comum de descrever as ações e reações desejadas em personagens virtuais, havendo um esforço maior em criar técnicas e métodos que facilitem ou melhorem o processo de representação, ou descobrir o conjunto de causas e consequências em domínios fechados de comportamentos específicos. Para situações bem estudadas, pode-se conseguir resultados bastante satisfatórios, mas, como não há comportamento emergente, exige-se um novo trabalho de especificação de comportamentos para cada novo mundo que se deseje simular. Além disso, as ações dos personagens são mais determinadas pela descrição e pelos estados internos existentes em suas mentes, do que pelo ambiente em si, resultando em reações desconectadas do mundo e, por consequência, não naturais.

Em uma das primeiras obras sobre o movimento de grupos de animais, Reynolds (1987) propôs gerar o comportamento de agrupamento através da modelagem de comportamentos individuais básicos de “rebanhos”: “prevenção de colisões”, “correspondência de velocidade” e “centralização de rebanho”. O resultado é uma movimentação de grupo similar às vistas na natureza. Foi uma das primeiras tentativas de gerar comportamento de massa sem ter que descrever o movimento de cada agente individualmente.

Entretanto, Reynolds identifica que:

[os] comportamentos que têm sido discutidos (...) são todos comportamentos de baixa complexidade, simplistas, isolados. (...) Animais reais têm comportamentos abstratos mais elaborados que um simples desejo de evitar uma colisão dolorosa; eles têm motivações mais complexas que um simples desejo de voar a um certo ponto no espaço. Modelos de comportamento mais interessantes deveriam levar em consideração fome, encontrar comida, medo de predadores, uma necessidade periódica de dormir, e assim por diante (REYNOLDS, 1987, p. 33).

Essa observação aponta para um problema inerente à abordagem da modelagem em dois níveis, intimamente relacionado ao “*frame problem*”, i.e.: o que realmente importa no mundo para

compôr o estado mental e, por consequência, o comportamento de um personagem virtual?

Funge, Tu e Terzopoulos (1999) propuseram a Modelagem Cognitiva. Trata-se de um modelo que segue a abordagem tradicional, e descreve o que um ser sabe, como o conhecimento é adquirido e como pode ser usado para planejar ações. Para construir Modelos Cognitivos, é proposta a linguagem CML (Cognitive Modeling Language), que permite ao animador a descrição de efeitos de uma ação e condições necessárias para sua realização através do conhecimento da situação, um “*snapshot*” do estado do mundo.

O trabalho discute alguns vídeos gerados com o uso da CML, e demonstra duas situações de animação de personagens virtuais: um mundo pré-histórico e outro submarino. No primeiro, um Tirano-Saurio Rex deve expulsar Velociraptors de seu território, arrebanhando-os por uma estreita passagem de saída. No segundo, no fundo do mar, um tritão deve fugir e esconder-se de um tubarão, aproveitando-se de obstáculos existentes no ambiente.

A CML permite ao animador controlar a geração dos comportamentos desejados, ao mesmo tempo em que o libera de descrições detalhadas. Ele assume um papel semelhante ao de um “diretor de cinema”, dizendo o que os personagens (atores) devem fazer, mas não como deve ser feito. Tal proposta, entretanto, exige a representação do domínio do conhecimento dos personagens, ou seja, exige que uma interpretação do mundo seja dada como base para um “motor de raciocínio” trabalhar. Dessa forma, quando se deseja simular comportamentos em ambientes dinâmicos, onde uma situação imprevista pode ocorrer, ou muito complexos, pode ser difícil ou até mesmo impossível descrever o mundo. Além disso, para cada nova circunstância simulada, um novo modelo cognitivo deve ser escrito.

Ainda na linha de modelagem cognitiva e comportamental, Musse e Thalmann (2001) propuseram um modelo hierárquico para simulação em tempo real de multidões de humanos virtuais. Nesse modelo, a multidão é composta por grupos que, por sua vez, são compostos por agentes humanos. O trabalho utiliza a definição de um modelo sociológico e regras condicionais simples de comportamento.

O modelo sociológico possui parâmetros que definem o relacionamento de um agente com os grupos. Por exemplo, <relacionamento com outros grupos> influencia a decisão de um agente permanecer ou mudar de grupo e <estado de dominação> representa a intenção de um indivíduo tornar-se líder de seu grupo. Já as regras de comportamento definem o que um agente deve fazer, dados seus parâmetros internos (crenças e estados emocionais), com instruções como “se ((Laura precisa pegar o trem) e (Laura não tem ticket)) então (Laura vai ao caixa comprar um)”.

São feitas simulações de multidões em três ambientes: estação de trem, parque e teatro. Tais demonstrações exibem comportamentos como esperar, observar, aglomerar e reagir a discurso de um líder, mostrando diferenças entre as ações dos grupos e dos indivíduos, como posturas de observação diversas entre os agentes.

Tal proposta necessita de uma descrição do mundo na mente dos personagens, o que acaba limitando seus comportamentos àqueles previstos em um mundo fixo. Isto é, como o comportamento é resultado principalmente da dinâmica interna da mente do agente, o que ocorre em seu ambiente não é determinante em suas reações e, ao colocá-los em novas situações, seus comportamentos podem não ser compatíveis com aquilo que de fato ocorre. Como resultado, embora se tenha uma multidão animada de forma diversa, percebe-se a falta de naturalidade em seus movimentos, sendo demasiadamente comportados quando comparados a multidões reais.

Shao e Terzopoulos (2007) focaram na simulação de pedestres autônomos, propondo a integração de componentes motores, perceptuais, comportamentais e cognitivos em personagens virtuais. Cada agente possui suas capacidades motoras já animadas, isto é, o caminhar, o sentar, o parar, etc. A partir da topologia do ambiente simulado, são criados mapas de percepção e mapas de caminhos. O primeiro ajuda os agentes a perceberem objetos estáticos e, o segundo, a planejarem seus caminhos para alcançarem seus objetivos, utilizando-se variantes do algoritmo A*. Além disso, os agentes são dotados de um modelo de visão para a percepção de objetos dinâmicos. É importante observar que a capacidade sensorial de um agente é feita em cima dos mapas de percepção, os quais são simplificações que contêm interpretações sobre o ambiente virtual onde o personagem está inserido. A componente cognitiva foi modelada com estados mentais internos. Cada indivíduo possui variáveis cujos valores determinam a motivação para colocá-lo em algum estado que requer a execução de alguma ação, como, por exemplo, sentir cansaço, sentir sede, ter curiosidade, ter necessidade de comprar uma passagem, etc. Quando um valor atinge um determinado limiar, as ações a ele associadas são disparadas.

Os resultados obtidos em uma simulação de uma estação de trem cheia de viajantes, utilizando a técnica descrita, demonstram personagens autônomos realizando ações individualizadas, bem como comportamentos de diversos grupos em diferentes pontos da estação, como organização em fila para compra de tickets, espera do trem sentados em bancos ou organização para passagem em áreas estreitas, como escadas. Entretanto, dada a necessidade de descrição do mundo para os mapas de percepção e o modelo simbólico de conhecimento e comportamento, essa proposta teria limitações, por exemplo, ao colocar-se os agentes em um ambiente diferente daquele já mapeado em mente. Os personagens continuariam a tentar se movimentar como se ainda estivessem na estação, mesmo quando retirado todo o ambiente. Assim sendo, o animador

teria de fazer uma nova representação sempre que desejasse uma nova simulação, com novas situações em novo local. Além disso, dado que a modelagem cognitiva define como o comportamento deve ser montado, as ações resultantes são muito comportadas, como, por exemplo, filas excessivamente bem organizadas, deixando o observador com a sensação de que o ambiente não condiz com a realidade.

É importante ainda notar que cada detalhe comportamental em uma simulação de multidões leva a um novo problema, exigindo soluções próprias. Por exemplo, Karamouzas e Overmars (2012) propõem um modelo de comportamento específico para resolver o agrupamento de indivíduos, ao perceberem a tendência das pessoas a andarem em pequenos grupos no mundo real. O trabalho parte da análise de que os modelos de simulação de multidões, desenvolvidos até então, não geram bons resultados nesse quesito, pois exibem animações com personagens demasiadamente independentes uns dos outros. Os autores ainda reconhecem a limitação de que modelos de comportamento local, como o que eles propuseram, não tratam adequadamente as colisões com obstáculos em ambientes muito complexos.

Davies, Mehdi e Gough (2006) propuseram um *framework* para a construção de agentes baseados em crenças, objetivos e planos, como nos dois últimos trabalhos citados. A principal contribuição é prover uma ferramenta para criar jogadores automáticos de jogos de computadores. Os comportamentos dos personagens construídos em ferramentas como essa refletem estritamente a visão do programador sobre a tarefa a ser realizada e, então, apresentam os mesmos problemas discutidos até agora.

Gutierrez e seus coautores (2007) trabalharam o uso de multidões virtuais para o estudo do comportamento das pessoas na ocupação do Coliseu na Roma Antiga. Foi elaborada uma aplicação multiagente, onde cada agente é um humano virtual com sentidos, conhecimento, inteligência e motores.

Os motores definem as ações de um personagem, como andar, subir escadas e parar, já predefinidas. Quanto aos sentidos, apenas a visão foi implementada. O conhecimento é um banco de dados com informações sobre o próprio agente, o ambiente e os objetivos, o qual é descrito como um “vetor de atributos”. Com base nesse vetor e no sentido do ambiente, as decisões de cada agente são tomadas, utilizando uma máquina de estados finita hierárquica. Tal máquina transita entre o conjunto de ações motoras descritas anteriormente. Ações mais complexas podem ser obtidas por sua característica hierárquica, isto é, um estado pode ser uma outra máquina. Para a navegação é utilizado o algoritmo A*¹. Essas máquinas de estados finitos, que definem a inteligência de um agente, são descritas manualmente.

¹ Algoritmo de busca de caminho baseado em aproximações heurísticas.

Os comportamentos obtidos pelos agentes são limitados àqueles cujas máquinas de estados finitos são capazes de descrever e que, por sua vez, foram previstos em sua descrição. Como resultado, as simulações apresentam personagens demasiadamente comportados e incapazes de reagir a situações em ambientes com dinâmicas complexas não pensadas para a implementação.

Whiting e seus coautores (2010) propuseram um modelo hierárquico composto por níveis comportamental e cognitivo em conjunto com um nível de aprendizado, formando um controlador para o nível físico. Os primeiros dois níveis são pensados para acomodar modelos já existentes, baseados na seleção de ações e representação de estados. A dinâmica da inteligência não é especificada, e técnicas clássicas de IA, como A* ou aprendizado supervisionado, são empregadas de acordo com a aplicação.

Foram feitas três simulações: a de um jogo chamado “Capture a Bandeira”, a de agrupamento de pássaros e uma de situação de combate entre personagens. Na primeira, dois times devem competir para trazer uma bandeira existente no mundo para seu campo. O mundo é simples e discreto e as estratégias a serem utilizadas pelos times são predefinidas. No agrupamento de pássaros, típicos modelos de comportamentos já estudados, como, por exemplo, a “Formação em V” são usados. Por último, um grupo de agentes deve manter uma área livre de outro grupo inimigo. Os modelos cognitivos são predefinidos, ditando as ações de cada agente como, por exemplo, se é possível atacar um inimigo a distância.

A principal contribuição desse trabalho é a de compilar e acomodar as técnicas baseadas em abordagens tradicionais de IA, de forma a construir um modelo em cima do qual novos trabalhos de modelagem cognitiva possa evoluir, ou seja, um *framework* sobre o qual o animador pode trabalhar na descrição do modelo cognitivo. Dessa forma, a inteligência de um personagem virtual e o seu comportamento ainda são descritos por um programador, exigindo, para cada aplicação, a montagem de um modelo para a situação a ser simulada. Em uma abordagem similar, Heinimäki e Vanhatupa (2013) propuseram uma ferramenta para ajudar na descrição da inteligência dos personagens virtuais através da modularização dos princípios de objetivo-planejamento-ação, usando máquinas de estados e programas baseados em variáveis internas para definir o comportamento dos personagens.

Embora também compreendam o problema em dois níveis, alguns trabalhos procuram contribuir concentrando-se principalmente em apenas um deles. Esses estudos concentram maior esforço em propor avanços e meios para a construção detalhada da parte cognitiva (OROZCO et al., 2011) ou da parte motora de alto nível, ou seja, descrição dos movimentos esperados dos comportamentos (GARCÍA-ROJAS; VEXO; THALMANN, 2007).

García-Rojas, Vexo e Thalmann (2007) propuseram uma representação semântica para movimentos de reação individualizados para humanos virtuais. Experiências foram realizadas com pessoas de diferentes culturas e idades para descobrir formas de reação humanas a eventos inesperados, como, por exemplo, quando repentinamente uma bola é atirada contra elas. Três tipos de reações foram encontradas: interceptar, evitar e proteger. Com isso, catalogaram-se os movimentos das partes do corpo para cada uma dessas reações. Os personagens simulados, então, fazem uma mímica do comportamento de humanos, mas são incapazes de produzir ações em condições não previstas, ou seja, não importa, por exemplo, como a bola é atirada, ou suas características físicas, a reação é sempre a mesma.

Orozco e seus coautores (2011) propõem um processo de seleção de ações para simular o comportamento humano em humanos virtuais com personalidade real. É apresentado um mecanismo de seleção de ações baseado em características de personalidade definidas em estudos de psicologia. Um modelo fuzzy é definido para atualizar estados internos emocionais e de humor. Um cálculo lógico é feito de acordo com os conjuntos de estados internos do agente, de modo a disparar os eventos comportamentais desejados.

Como estudo de caso, é demonstrada uma animação onde um agente masculino interage com um agente feminino em uma casa. A agente possui uma personalidade ligeiramente depressiva e o agente uma personalidade histérica. Quando ela o aborda enquanto está absorto contemplando o ambiente da casa, ele reage de forma intempestiva e retira-se do ambiente. A agente, então, começa a chorar.

Esse trabalho pode obter resultados bem realísticos se a modelagem da personalidade humana for bem feita. Entretanto, seu funcionamento depende de uma descrição preestabelecida das ações a serem tomadas, exigindo uma nova modelagem para cada situação.

3.1.2 Abordagem em dois níveis com cognição automatizada

A abordagem discutida nesta seção trata-se também de uma abordagem em dois níveis, pois divide a solução do problema na definição das partes cognitivas e motoras de alto nível. Os trabalhos aqui apresentados, entretanto, se diferenciam daqueles discutidos na seção anterior ao evitarem a modelagem da cognição, propondo formas de obter seu funcionamento de modo automático, através de aprendizado de máquina. Esse aprendizado traz a vantagem de permitir a escolha do comportamento que melhor se encaixe na situação vivida de fato pelo agente, ao invés de definir o comportamento a priori, fora do contexto adequado.

Nos trabalhos apresentados a seguir, observa-se que a automatização do processo de

seleção de ações resulta em uma maior autonomia dos agentes, quando é feita a comparação com a abordagem da seção anterior. Entretanto, a característica de dois níveis ainda presente não faz o acoplamento do agente com o mundo, e, consequentemente, a emergência de comportamento não ocorre de fato (apenas escolha). Assim, as ações geradas são desconectadas do ambiente, o que resulta em uma perceptível falta de naturalidade.

Pina e seus coautores (2006) propuseram um sistema de modelagem de vida artificial e mundos virtuais. Tal sistema é dividido em duas partes, uma das quais é responsável pela construção do ambiente e a outra, pela modelagem do comportamento dos habitantes. Essa segunda parte é baseada em um laço percepção-análise-reação, em que valores de sensores simulados alimentam um sistema especialista fuzzy de análise que, então, passa sua saída para um sistema de seleção de comportamentos, responsável por decidir qual dos disponíveis melhor se adequa à situação. Essa decisão também se baseia nos objetivos, motivações e características do habitante. Finalmente, a escolha é passada para o sistema motor do modelo.

Com essa abordagem, foram simuladas baratas em um ambiente composto de objetos estáticos e dinâmicos. O sistema permitia ao usuário uma série de ações tais como: definir condições climáticas, adicionar novos objetos, remover objetos, etc. Durante as simulações, os comportamentos mais observados foram: a fuga de situações de perigo, a alimentação, e a busca por ambientes agradáveis. Trata-se de um modelo híbrido, pois decisões são tomadas autonomamente pelo personagem de acordo com a sua percepção de mundo. Entretanto, os comportamentos possíveis são modelados a priori, não sendo possível a emergência de outros comportamentos não previstos.

Schneider e Rosa (2009) propuseram a utilização de redes neurais artificiais, biologicamente plausíveis, na simulação de uma colônia de formigas. Espera-se que as formigas sobrevivam em um mundo virtual tridimensional, coletando açúcar espalhado em diversos locais do ambiente e evitando perigos, como pássaros, água e humanos. As formigas possuem sensores de visão, tato e vibração. Duas abordagens foram comparadas nesse trabalho, uma simbólica e outra conexionista híbrida, baseada em redes neurais. Na primeira, uma tabela foi cuidadosamente montada para descrever que ações as formigas deveriam executar em resposta aos sinais recebidos dos sensores. Na abordagem híbrida, redes neurais foram treinadas para receber como entrada um conjunto de valores oriundos dos interpretadores de alto nível e gerar como parâmetros de saída os atuadores de alto nível adequados. Os interpretadores são procedimentos que retornam valores lógicos de acordo com as entradas dos sensores como, por exemplo, “TOCANDO_COMIDA” ou “CHEIRO_DE_COMIDA_PRESENTE”. Já os atuadores são procedimentos de ações como “EXPLORAR_AMBIENTE” e “SEGUIR_CHEIRO_DE_FE-

ROMÔNIO”. Esse trabalho propõe um mundo simples e interpretado, em que apenas as escolhas das ações são feitas de forma automática, e, portanto, não deixa margem para a emergência de comportamentos não previstos. Assim, cada novo tipo de simulação que se deseja criar exige um estudo sobre as condições necessárias para que ela ocorra.

3.1.3 Abordagem emergentista

Ao contrário da modelagem em dois níveis, a abordagem emergentista visa obter o comportamento a partir de uma interação contínua e integrada entre percepção e ação de baixo nível, conforme Figura 3.2. Nesses trabalhos, a percepção concreta, que são sinais não interpretados recebidos pelo corpo em seu contato com o ambiente, ou mesmo aqueles oriundos do próprio corpo, gera ações simples, caracterizadas por puros movimentos corporais. A dinâmica interna ao corpo e à mente do agente, que é estimulada pela informação sensorial, modula esse fluxo sensório-motor e, então, coordena os movimentos de baixo nível dos quais emerge o comportamento de alto nível. Assim, as diversas propostas tentam criar dinâmicas que sejam capazes de se modificarem e de se moldarem ao mundo onde estão inseridas, de forma a modular coerentemente o fluxo e, assim, acoplar o agente ao mundo.

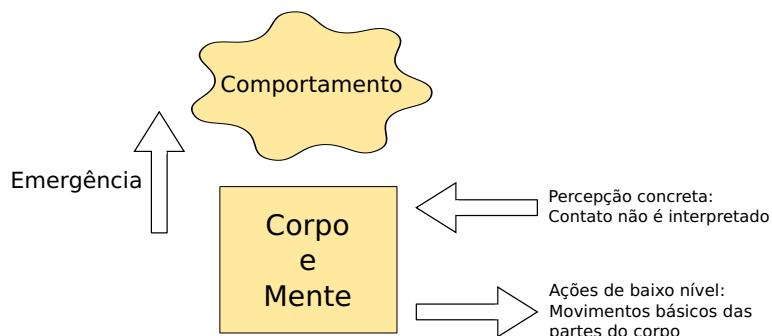


Figura 3.2: Emergência de comportamento.

Em trabalhos de abordagem emergentista, como os discutidos a seguir, não há representações do mundo no interior da mente do agente. Dessa forma, tem-se resultados mais genéricos que as abordagens anteriores. Embora apenas casos de simulações com situações mais simples tenham sido atacados, dificilmente envolvendo personagem do qual se espera comportamentos complexos, como humanos, essas propostas têm a grande vantagem de mostrar seres que apresentam certa autonomia, e exibem comportamentos adequados em diversos ambientes sem a necessidade de reconstrução de suas “inteligências” para cada um desses ambientes.

Apesar disso, ainda percebe-se que há desenvolvimentos feitos em cima de mundos simples e com uma pobre relação sensorial entre o agente e o ambiente. Em uma conexão discreta e incompleta a inteligência é tratada como uma manifestação pura da dinâmica da mente.

É como se a inteligência fosse um guia que se desenvolvesse sem levar em conta o corpo que deve guiar nem o mundo onde esse corpo está inserido. Sua relação com o mundo não passa de uma relação de consultas feitas através dos sensores. Por isso, esse tipo de conexão pode continuar gerando comportamentos desacoplados do mundo, de forma semelhante ao que ocorre com as abordagens de dois níveis.

Seguindo essa abordagem, Sims (SIMS, 1994a) propôs um método para evoluir morfologia e comportamento de personagens virtuais em conjunto. Corpo e cérebro são descritos por grafos direcionados, determinados geneticamente. Cada neurônio, após receber dados de outro neurônio ou de sensores, calcula funções tais como: soma, produto, se, memória, maior do que, etc; e as conexões da rede especificam o fluxo de dados entre eles.

São feitas, então, simulações em que as criaturas são postas a competir em pares por um recurso comum. Durante a competição, os vencedores recebem pontuações que indicam suas aptidões para reprodução e, assim, ocorre evolução por seleção natural. A dinâmica do ambiente simulado é fisicamente realística, incluindo gravidade, colisão e atrito. A regra da competição reconhece como vencedor aquele que permanecer o maior tempo possível próximo a um cubo colocado no ambiente, e, ao mesmo tempo, impede que o oponente se aproxime do cubo.

Inicialmente, os corpos são aleatoriamente gerados, e antes da competição começar, aqueles que já forem considerados inapropriados são eliminados. Nesse trabalho, a evolução do corpo determina o comportamento e vice-versa. Embora surjam alguns comportamentos interessantes, como o ato de abraçar o cubo evitando a aproximação do oponente, a maioria dos agentes se limita a cair sobre a caixa, até mesmo devido à aleatoriedade e a irregularidade dos corpos, que, muitas vezes, não permitem melhores movimentos.

Em outro trabalho, Sims usou as mesmas especificações de cérebro e corpo para evoluir criaturas virtuais capazes de caminhar (SIMS, 1994b). Revisitando o trabalho de Sims, Chaumont, Egli e Adami (2007) construíram um sistema capaz de evoluir a morfologia e o controlador de criaturas virtuais andarilhas e catapultas.

Miranda e seus coautores (2001) propuseram um modelo baseado em máquina de estados finitos e redes neurais para o controle comportamental de personagens virtuais. Foram simulados robôs simples, dotados de quatro movimentos: para frente, para trás, para a esquerda e para a direita. Esses movimentos são escolhidos em uma máquina de estados de acordo com a visão do ambiente, utilizando-se redes neurais artificiais para reconhecê-lo. Existem fontes de energia e de punição no ambiente, esperando-se que dos robôs emirjam ações estratégicas em busca da sobrevivência. A máquina de estados de um robô é armazenada como cromossomo e evoluída nesse processo, com o objetivo de mantê-lo vivo o maior tempo possível. Embora

completamente autônomo, são gerados comportamentos de baixa complexidade, pois, como descrito, existe uma pequena quantidade de sentidos e ações possíveis. Além disso, a modelagem dos comportamentos por uma máquina de estados finitos reflete a característica discreta da mesma, transformando-os em simples trocas de movimentos.

Nogueira, Vidal e Cavalcante-Neto (2008) especificaram um modelo de sistema nervoso baseado em osciladores neurais e algoritmos genéticos capaz de controlar o caminhar de qualquer criatura dada. O controlador proposto foi inspirado em experimentos neurofisiológicos que demonstram a geração de movimentos rítmicos de animais por um Gerador Central de Padrões (CPG - *Central Pattern Generator*) e tinha a vantagem de se adaptar a qualquer corpo, criando os comportamentos adequados dos personagens, coerentes com os mínimos detalhes da morfologia do agente. Entretanto, as simulações físicas foram feitas em ambientes simples, envolvendo apenas um chão plano ou com uma pequena rampa, e não consideraram gastos energéticos ou sensores como visão. Essa desconsideração de gastos e sensores levou a uma fraca conexão entre o controlador e o mundo, e resultou em movimentos com um certo grau de descoordenação.

Gnadt e Grossberg (2008) propuseram o SOVEREIGN (*Self-Organizing, Vision, Expectation, Recognition, Emotion, Intelligent, Goal-oriented Navigation*), um sistema neural para controlar o comportamento de *animats* (animais artificiais). É apresentado um personagem virtual capaz de se guiar por um labirinto através de guias visuais. O controlador é um conjunto complexo de circuitos “baseados em modelos neurais que foram utilizados em outros lugares para explicar e prever muitos dados comportamentais e cerebrais”. A rede aprende principalmente através de aprendizado por reforço e por competição, enquanto a classificação visual é alcançada por um classificador Fuzzy não supervisionado, o qual trabalha em características extraídas a partir do pré-processamento de imagens capturadas da câmera virtual do robô. Os resultados são consequência da rede neural que foi cuidadosamente projetada. A arquitetura dessa rede neural, embora plausível, não é emergente, isto é, não é moldada pelo contato com o ambiente. Por isso, foi necessário um relativo esforço por parte dos autores na construção do controlador.

Panzoli e seus coautores (2010) propuseram um controlador modelado com redes neurais artificiais baseado em teorias da neurociência sobre o funcionamento do neocôrtex humano. Essa abordagem foi denominada de “Arquitetura Cortexionista”. A principal contribuição desse trabalho é o modelo dotado de memória de aprendizagem, isto é, um determinado comportamento adquirido é mantido no tempo, mesmo quando novas características são aprendidas, sem necessidade de gravação explícita ou seleção de padrões.

Para demonstrar o funcionamento do controlador proposto, é discutida uma simu-

lação composta por quatro agentes, em que os comportamentos de três desses agentes foram descritos manualmente, e o comportamento do quarto agente foi definido com a utilização do "cortexionismo". Um dos três agentes "não-cortexionistas" foi definido como predador do agente cortexionista, e os outros dois foram dotados da capacidade de defender o agente cortexionista. A simulação mostrou que o comportamento do agente cortexionista emergiu e evoluiu naturalmente, fazendo com que ele fugisse do predador e se aproximasse de seus protetores. Apesar da aparente autonomia do agente, o aprendizado é feito a partir de um treinamento inicial supervisionado, onde a rede neural acaba por adquirir um comportamento interpretado pelo treinador.

O trabalho em questão destaca que “*um comportamento inteligente não pode ser esperado de uma criatura operando em um ambiente trivial*” e que dotar um agente de memória é um ponto essencial para que o mesmo possa evoluir seu comportamento aterrado no ambiente, ao invés de trabalhar em representações pré-programadas internamente na lógica do agente. Embora esses fatores sejam percebidos pelos autores, o modelo sugerido é baseado na interpretação dos sentidos por parte do treinador, pois esse dá o seu significado aos sensores do agente através do treino supervisionado da rede cortexionista.

Schrum e Miikkulainen (2010) estudaram a modelagem de comportamentos baseada em aptidão a domínios de multiobjetivos, dividindo problemas em um conjunto de metas, isto é, em um grupo de múltiplas medidas de aptidão. Para ilustrar a técnica, é desenvolvido um cenário de batalha envolvendo um lutador virtual com roteiro de ações predeterminado e um grupo de monstros virtuais. Os monstros têm de maximizar o dano causado ao lutador, enquanto devem minimizar o dano recebido e maximizar seu tempo de vida. Todos os agentes são basicamente pirâmides deslizantes e, além disso, o lutador possui um bastão rotativo conectado ao seu corpo. A principal contribuição desse trabalho é alcançar a diversidade comportamental dos agentes. Entretanto, os agentes têm capacidades corporais elementares e vivem em um ambiente simples e, para atingir a diversidade desejada, os autores propuseram uma técnica para evoluir múltiplas funções objetivo predefinidas.

Um aspecto interessante presente em (PANZOLI et al., 2010) e (SCHRUM; MIKKULAINEN, 2010), é a inserção de agentes com roteiros de ações predeterminadas para interagir com personagens de autonomia emergente. Este método parece útil para tornar possível a orientação a comportamentos desejados através de uma técnica emergentista.

Palmer e Chou (2012) estudaram o desenvolvimento de um córtex visual artificial em aranhas virtuais. Em um primeiro passo, as aranhas foram treinadas apenas para aprender a caminhar, desenvolvendo a coordenação de suas pernas. Já com movimentos adequados, foram divididas em duas espécies, presa e predadora, e foram colocadas a coevoluírem interagindo

em um ambiente, desenvolvendo a capacidade de se guiarem através de seus próprios sensores visuais (olhos simplificados, semelhantes a sonares). As presas deveriam aprender a coletar fontes imóveis de energia distribuídas pelo ambiente e a fugir das predadoras, enquanto as predadoras deveriam aprender a caçar as presas. Nessa fase, o algoritmo evolucionário aplicado executou a seleção dos indivíduos com base em suas pontuações energéticas, isto é, na aptidão quanto à coleta de seus respectivos alimentos.

Apesar do grande avanço quanto à diversidade e à qualidade dos movimentos dos agentes, pode-se observar que os comportamentos desenvolvidos pelas aranhas são consequências de duas fases de treinamento com metas bem definidas: a distância caminhada e a coleta de comida. Essa predeterminação de objetivos constitui uma autonomia limitada aos personagens, que favorece a emergência apenas de comportamentos que sejam efeitos das funções de aptidão projetadas, além de depender de uma contínua assistência de um observador externo na seleção das metas em vigor. Esse aspecto das técnicas de computação evolucionária tem guiado o seu uso na geração de comportamentos em agentes artificiais e, como será discutido na seção seguinte, esforços têm sido empregados na tentativa de se retirar a descrição de objetivos como elemento dos algoritmos de evolução, em busca de uma maior autonomia dos agentes.

Outro campo importante pouco explorado pela comunidade de realidade virtual é a evolução aberta sem objetivos predefinidos. Como argumentado na Seção 2.3.3, um agente genuinamente autônomo deve ser motivado internamente. Entretanto, os trabalhos emergentistas discutidos até agora têm mostrado a emergência de comportamentos guiados por algum tipo de objetivo definido externamente. Yaeger (1993) foi pioneiro nesse campo com o PolyWorld, um ambiente virtual povoado com criaturas dotadas de redes neurais artificiais que evoluem estratégias de sobrevivência, coletando frutas e reproduzindo-se, guiadas apenas por seleção natural. Para obter uma população estável capaz de evolução, um Algoritmo Genético inicial procura por uma "Estratégia de Comportamento Bem Sucedido"(Successful Behavior Strategy - SBS), isto é, os indivíduos iniciais são criados com alguma tendência à reprodução e, uma vez que a SBS emerge, não existe mais qualquer função de aptidão, exceto sobrevivência. Os possíveis comportamentos complexos são compostos por simples comportamentos predeterminados, como comer, cruzar, lutar, mover e virar. Não existem colisões entre objetos no mundo, exceto com as paredes. Assim, os comportamentos exibidos refletem esse fato, gerando personagens que não tentam evitar obstáculos.

3.2 Computação Evolucionária na Geração de Comportamentos Autônomos

A computação evolucionaria tem sido muito utilizada como ferramenta para desenvolver comportamentos autônomos em agentes artificiais (SIMS, 1994b; WATSON; FICICI; POLLACK, 2002; PALMER; CHOU, 2012). A maioria dos trabalhos aborda o comportamento como um problema de domínio específico e, tradicionalmente, têm proposto soluções que, a priori, fixam os objetivos a serem alcançados pelos agentes, bem como as métricas para avaliar quão bem os agentes cumpriram as tarefas que satisfazem os objetivos. Entretanto, existem também esforços na linha da criação de técnicas que incorporam aspectos adicionais da seleção natural para obter maior complexidade e autonomia dos comportamentos. Nesta sessão, será discutido o caminho de pesquisa que vai dos algoritmos genéticos canônicos guiados por objetivos explicitamente definidos até a evolução aberta guiada pelo ambiente (BREDECHE; MONTANIER, 2012).

3.2.1 Evolução guiada por objetivos

A comunidade de Realidade Virtual tem aplicado algoritmos genéticos extensivamente com o intuito de criar mundos virtuais automaticamente, onde personagens autônomos apresentam comportamentos convincentes. As técnicas propostas geralmente são orientadas a problemas, e os processos evolucionários são guiados por funções especialmente projetadas de acordo com os comportamentos esperados para os personagens. Alguns exemplos são as funções de aptidão baseadas em distância dos andarilhos em (SIMS, 1994b) e (NOGUEIRA; VIDAL; CAVALCANTE-NETO, 2008), ou as baseadas em velocidade dos seguidores de luz em (PILAT; JACOB, 2010). Palmer e Chou (2012) propuseram um algoritmo genético distribuído que avançava ao tornar possível a coevolução de uma população de robôs virtuais, ao invés de evoluírem um indivíduo por vez sem levar em consideração as possíveis interações entre eles. Entretanto, os agentes se reproduzem de acordo com suas aptidões relativas, baseadas em uma pontuação de colheita de alimentos. A principal característica desses trabalhos é a geração de comportamentos que resolvem o problema de uma maneira projetada implicitamente através da função objetivo.

De fato, abordar o problema de comportamentos autônomos através de uma técnica orientada a problemas, tal como o algoritmo genético canônico, leva à evolução de agentes capazes de resolver um problema por vez somente. Alguns estudos, então, direcionaram seus esforços para alcançar uma maior diversidade comportamental, como a modelagem de comportamentos baseada em aptidão a domínios de multiobjetivos de Schrum e Miikkulainen (2010), já apresen-

tado anteriormente, e a busca de novidades de Lehman e Stanley (2011), que sugere a seleção de agentes de acordo com novidades apresentadas em seu comportamento, abandonando a busca por objetivos específicos. Esses trabalhos tentam superar a falta de diversidade comportamental propondo maneiras de evoluir vários objetivos simultaneamente. Entretanto, cada problema a ser resolvido deve ser devidamente predefinido, pois há uma seleção através de algum tipo de medida de desempenho.

Os efeitos da divisão em gêneros sexuais também foram investigados através da computação evolucionária. Zhang, Zhao e Wang (2009) propuseram um algoritmo genético que usa uma população de indivíduos machos e fêmeas, bem como uma função de aptidão baseada em um modelo do efeito Baldwin (BALDWIN, 1896). O trabalho diz respeito à reprodução sexuada em algoritmos genéticos, e apresenta análises em simulações numéricas a fim de mostrar melhorias quanto a velocidades de convergência, prevenção de convergência prematura e habilidade em resolver problemas de alta dimensionalidade. Essa adição ao algoritmo genético da diferenciação de gênero, outra característica da seleção natural, não é utilizada para a análise dos efeitos no comportamento dos agentes.

Da Rold, Petrosino e Parisi (2011) estudaram os efeitos da determinação de gênero no comportamento. Para isso, fizeram simulações com robôs machos e fêmeas em um mundo virtual contendo fontes de energia, e observaram que os robôs adquiriram diferentes padrões de comportamento de acordo com o gênero e com o estado de gravidez das fêmeas. Entretanto, a dinâmica sexual não foi incorporada no algoritmo evolucionário em si, uma vez que foi usado um algoritmo genético simples, com função de aptidão baseada no número de cruzamentos. Um cruzamento consiste em um contato entre dois robôs de gêneros opostos, no qual a robô fêmea fica psicologicamente grávida (isto é, não gera prole), continuando nesse estado por uma quantidade específica de tempo, durante o qual não pode participar de outro cruzamento. Para o algoritmo genético, cada gênero constitui uma população diferente, evoluída separadamente, apesar das avaliações dos indivíduos dependerem da interação entre os dois tipos de robôs. A diversidade comportamental exibida está relacionada ao fato de agentes com diferentes características solucionarem o mesmo problema de formas diferentes, sugerindo que a determinação de gênero é um aspecto importante da seleção natural. Entretanto, o modo como essa característica é explorada nesse trabalho ainda mostra a convergência para soluções a um problema predefinido.

Os trabalhos discutidos até então têm a característica comum de uma avaliação centralizada da aptidão dos agentes. Uma mudança de paradigma é apresentada na Evolução Encorporada (*Embodied Evolution*) (WATSON; FICICI; POLLACK, 2002), um algoritmo evolucionário distribuído encorporado em robôs físicos. Nesse trabalho, os agentes têm uma

função de reprodução explicitamente definida em termos de seu nível de energia, de tal forma que os genes controlando robôs com níveis mais altos de energia têm uma maior probabilidade descrita de se espalhar, enquanto aqueles controlando robôs com níveis mais baixos de energia têm uma maior probabilidade descrita de serem substituídos. O ambiente é dotado de fontes de energia, e os robôs capazes de tirar melhor proveito dessas fontes são aqueles que propagarão seus genes. Observe que, apesar dos robôs desenvolverem um comportamento sem uma seleção direta, ainda é possível dizer que a probabilidade associada à função de reprodução desempenha o papel de uma função de aptidão, pois é explicitamente projetada para selecionar indivíduos de acordo com a preconcepção de que aqueles com níveis de energia mais altos são os mais aptos.

3.2.2 Evolução guiada pelo ambiente

Na abordagem de evolução guiada pelo ambiente, nenhuma função de aptidão é descrita, e a evolução é efetuada apenas através de pressões ambientais. Isto é, não existe qualquer avaliação explícita de um indivíduo a fim de selecioná-lo ou não, mas aqueles com melhores desempenhos naturalmente se espalham de acordo com a dinâmica de todo o sistema (incluindo o ambiente).

Os sistemas Tierra (RAY, 1991) e Avida (ADAMI; BROWN; KELLOGG, 1994) são trabalhos seminais que exploram a evolução guiada pelo ambiente. Esses sistemas evoluem organismos digitais (isto é, programas de computadores) que competem por recursos ambientais, tal como espaço de memória ou tempo de CPU, enquanto a adaptação ocorre apenas por mutação. Quanto aos comportamentos de tais organismos, Walker (2011) estudou a emergência do comportamento de forrageamento baseado no Avida, demonstrando uma correspondência com aqueles encontrados na natureza.

Mais recentemente, Bredeche e seus coautores (BREDECHE; MONTANIER, 2010; BREDECHE; MONTANIER, 2012; BREDECHE et al., 2012) aplicaram essa ideia a uma população de robôs autônomos reais. Foi desenvolvida a Adaptação Evolucionária Distribuída guiada pelo Ambiente (*Environment-driven Distributed Evolutionary Adaptation - EDEA*), um algoritmo robusto à “lacuna da realidade”, isto é, preparado para se aplicar em robôs reais, tornando-os capazes de evoluir estratégias comportamentais eficientes de sobrevivência, sem qualquer formulação de funções de aptidão. Apesar desse trabalho ser apresentado principalmente de um ponto de vista de engenharia, muitas discussões conceituais surgem nesse contexto, a maioria das quais é independente de implementações particulares.

Os autores observam que a chave para o EDEA é a natureza implícita da função de aptidão, que pode ser vista como resultado de duas motivações (BREDECHE; MONTANIER,

2010):

- **motivação extrínseca:** o agente precisa lidar com restrições ambientais a fim de maximizar a sobrevivência, o que resulta somente da interação entre o agente e o ambiente ao seu redor (possivelmente incluindo também outros agentes);
- **motivação intrínseca:** um conjunto de parâmetros (isto é, “genoma”) precisa espalhar-se pela população para sobreviver, o que é imposto pela natureza algorítmica do processo evolucionário. Logo, genomas são naturalmente condicionados em direção à produção de comportamentos de cruzamento eficientes, uma vez que quanto maior o número de agentes encontrados, maior a oportunidade de sobreviver.

Uma baixa correlação entre as duas motivações pode aumentar a complexidade do problema, uma vez que isso possivelmente implicará em objetivos conflitantes. Logo, um algoritmo eficiente, guiado pelo ambiente, precisa chegar a um “compromisso entre motivações extrínsecas e intrínsecas, uma vez que o genoma ótimo deve alcançar o ponto de equilíbrio onde o espalhamento é máximo (por exemplo, a procura por oportunidades de cruzamento) em relação à eficiência de sobrevivência (por exemplo, garantir autonomia energética)” (BREDECHE; MONTANIER, 2010).

3.3 Considerações Finais

Os estudos sobre geração de comportamentos baseada em modelagem herdam as limitações inerentes da IA tradicional, tais quais as discutidas no Capítulo 2. A abordagem emergentista surgiu para tentar evitar esses problemas, e está intuitivamente relacionada às novas abordagens para a IA. Entretanto, os resultados apresentados nesses trabalhos mostram certa dificuldade na obtenção de comportamentos complexos. Parte dessa dificuldade se deve à própria simplicidade dos sistemas simulados, e parte se deve à fraca autonomia que se tem desenvolvido.

O principal método utilizado pela abordagem emergentista tem sido a computação evolucionária. Entretanto, as técnicas aplicadas na geração de comportamento de personagens virtuais têm-se baseado na evolução guiada por objetivos e, portanto, têm apresentado comportamentos provenientes de uma forma fraca de autonomia. Por outro lado, existe um caminho sendo desenvolvido, principalmente pela comunidade de robótica, que tem tentado gerar métodos livres de qualquer forma de descrição de metas dos agentes, buscando alcançar uma agência de fato, de acordo com a definição discutida na Seção 2.3.3.

A evolução guiada pelo ambiente se encaixa bem com as ideias de comportamento

autônomo emergente, uma vez que ambas afirmam que a evolução do sistema precisa ser guiada pelas dinâmicas das interações entre as partes que o compõem (aqui, incluindo o ambiente como parte do sistema). Nesse sentido, é possível dizer que a evolução não é apenas guiada pelo ambiente, mas também pela população, ou melhor, por todo o sistema. Nota-se que qualquer aspecto do sistema pode oferecer uma oportunidade para melhorar a adaptação, em maneiras que não podem ser previstas a priori. Características individuais dos agentes e comportamentos específicos não podem ser julgados como ‘bons’ ou ‘ruins’ isoladamente, mas dependem do comportamento do resto da população e da dinâmica corrente do sistema. O experimento realizado com robôs em (BREDECHE; MONTANIER, 2012) ilustra bem esse ponto, onde pode-se ver que o comportamento individual de ir em direção ao ‘sol’ (fonte de luz posicionada no ambiente) é algo ‘bom’ (isto é, favorece reprodução), pois um grande número de robôs na população tende a fazer isso também. Nessa perspectiva, pode-se dizer que não existe uma função de aptidão sequer implícita, já que a dinâmica do sistema pode se alterar e, portanto, as condições para adaptação também. Em outras palavras, a função de aptidão implícita pode ser considerada como outro aspecto emergente do sistema.

Como é possível observar nos trabalhos discutidos neste capítulo, a principal ferramenta utilizada como controlador dos agentes artificiais têm sido as Redes Neurais Artificiais. Isso se deve ao fato das RNA serem suportes moldáveis, que permitem o ajuste de suas estruturas pelos algoritmos evolucionários, para que suas dinâmicas se acoplem ao corpo que elas controlam e ao ambiente no qual ambos estão inseridos. Além disso, é possível dotá-las de características plásticas, permitindo a alteração de suas estruturas pelo próprio contato com o meio. No Capítulo 4 é feita uma exposição sobre Redes Neurais Artificiais plásticas e sobre técnicas de como evoluí-las, visando a proposição de novos métodos de geração de comportamento autônomo emergente de acordo com os conceitos explorados no Capítulo 2 e o avanço na complexidade e na qualidade dos comportamentos, levando-se em consideração a análise feita sobre os resultados obtidos até então pela comunidade científica.

4 EVOLUÇÃO E PLASTICIDADE DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Redes Neurais Artificiais (RNA) são circuitos de nós baseados em neurônios biológicos. Arbib (2002) destaca que existem vários tipos radicalmente diferentes de neurônios biológicos. Entretanto, existem propriedades básicas compartilhadas por muitos desses neurônios nas quais são baseados os modelos mais simples utilizados nos estudos das RNAs.

Segundo Arbib (2002), existem duas abordagens para os estudos sobre RNA: Sistemas Dinâmicos e Sistemas Adaptativos. A primeira abordagem trata da abstração da interação de um organismo com o seu ambiente (dinâmica), enquanto a segunda trata do aprendizado da rede. Este trabalho se propõe a explorar as RNAs como Sistemas Adaptativos e, por esse motivo, não se aprofunda no estudo da dinâmica. Entretanto, é necessário antes definir que tipo de dinâmica é enfocada.

São exploradas aqui os processos compatíveis com as Redes Neurais Recorrentes de Tempo Contínuo (RNRTC). Beer (1995) fez um estudo detalhado sobre a dinâmica dessas redes, e definiu que seu comportamento era determinado através da equação diferencial:

$$\frac{dy_i}{dt} = \frac{1}{\tau_i} (-y_i + \sum_{j=1}^n w_{ji} f(s_j) + I_i), \quad (4.1)$$

onde t é tempo, y_i e τ_i são, respectivamente, o estado interno e uma constante de tempo para cada neurônio i , w_{ji} é o peso da j -ésima sinapse de entrada do neurônio i , s_j é o estado do neurônio ligado à j -ésima sinapse de entrada, $f()$ é a função de ativação de um neurônio e I_i representa uma entrada externa constante para o neurônio i . As funções de ativação normalmente utilizadas possuem um comportamento contínuo com limites superior e inferior, aproximando-se da ideia de acúmulo de potencial e disparo observados em neurônios biológicos. As mais frequentemente aplicadas são $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ e $f(x) = \tanh(x)$ (Figura 4.1).

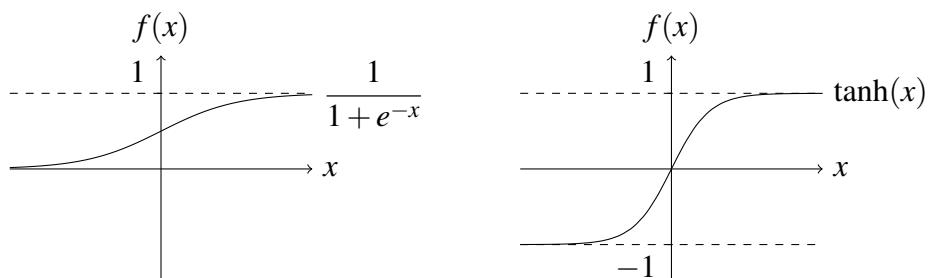


Figura 4.1: Comportamento das funções $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ e $f(x) = \tanh(x)$.

Esse tipo de rede tem sido o mais utilizado para a aplicação no controle de comportamento de agentes artificiais, por mostrar as seguintes vantagens (BEER, 1995):

- É o modelo não linear mais simples para redes neurais dinâmicas contínuas;
- Pode, apesar de sua simplicidade, aproximar as trajetórias de qualquer sistema dinâmico suave em um subconjunto compacto de \mathbb{R}^n , para qualquer intervalo de tempo finito;
- Tem uma interpretação neurobiológica plausível, em que o estado y é frequentemente associado a um meio potencial de membrana de célula nervosa e a saída $f(s)$ é associada à sua frequência de disparo médio de curto prazo.

Além disso, Boden (2002) enfatiza a característica recorrente da rede, em que, além do trabalho com o espaço de entrada, a rede opera também no espaço de seu estado interno. Isso possibilita a representação de aspectos temporais e sequenciais, o que permite a rede ser aplicada ao estudo de memória.

Um outro modelo também bastante explorado é o das redes neurais de “disparo” (SNN – *Spiking Neural Networks*) (IZHIKEVICH, 2003; DI PAOLO, 2003a; BUSH et al., 2006; GHOSH-DASTIDAR; ADELI, 2009). Nessa rede, um neurônio “dispara” se o seu estado interno ultrapassa um determinado limiar. Após o disparo, seu potencial sofre um decaimento para permitir uma nova ativação. Embora seja mostrada sua maior plausibilidade biológica, ainda não há um consenso sobre como o disparo deve ser utilizado, isto é, se a informação é dada pela frequência dos disparos, pelo período, ou pela ativação do neurônio em si (GHOSH-DASTIDAR; ADELI, 2009). As RNRTCs, entretanto, podem simular SNNs, como argumenta o terceiro ponto de vantagem descrito anteriormente.

4.1 Plasticidade de Redes Neurais Artificiais

4.1.1 Plasticidade Sináptica

A principal forma de plasticidade em RNAs, a plasticidade sináptica, se dá através da modificação dos pesos das sinapses, conduzida pelas chamadas “regras de aprendizagem”. O neurônio utilizado na rede neural definida na Equação 4.1 é chamado de McCulloch-Pitts (MCCULLOCH; PITTS, 1988) e, para ele, existem dois esquemas clássicos de aprendizagem (ARBIB, 2002), creditados a Hebb (1949) e a Rosenblatt (1957), respectivamente.

As regras de aprendizagem podem ser divididas em duas classes: Aprendizado Supervisionado (AS) e Aprendizado Não-Supervisionado (ANS). A proposta de Rosenblatt se encaixa no primeiro tipo, enquanto a de Hebb no segundo tipo. Para a aplicação no controle de comportamento de agentes artificiais autônomos, aprendizado não supervisionado se adequa melhor, uma vez que a saída da rede não é determinada ou mesmo conhecida, fator necessário a

algoritmos supervisionados. Por esse motivo, foi escolhido explorar o aprendizado Hebbiano (HEBB, 1949).

O aprendizado Hebbiano baseia-se na ideia de fortalecer a conexão entre dois neurônios se ambos disparam ao mesmo tempo. A forma mais simples de realizar tal regra é expressada pela seguinte equação (ARBIB, 2002):

$$\Delta w_{ij} = ky_i x_j, \quad (4.2)$$

onde w_{ij} é a sinapse que conecta o neurônio pré-sináptico com taxa de disparo x_j ao neurônio pós-sináptico com taxa de disparo y_i e k é uma taxa de aprendizagem.

Em sua forma original, percebe-se que o aprendizado Hebbiano é instável, isto é, pode fazer o peso de uma sinapse crescer indefinidamente até saturar. Os vários outros algoritmos de aprendizado não supervisionado são baseados na mesma intuição do trabalho de Hebb e tentam, entre outras coisas, evitar a instabilidade, como em (MALSBURG, 1973), onde é proposta a simples normalização das sinapses. As regras de aprendizagem propostas por Sanger (1989) e por Oja (1982) têm sido estudadas principalmente em aplicações de Análise de Componentes Principais (PCA – *Principal Component Analysis*).

O aprendizado Hebbiano pressupõe crescimento do peso de uma sinapse de acordo com a ativação dos neurônios ligados por ela. Entretanto, evidências biológicas mostram a existência de outros fenômenos de plasticidade sináptica, onde essa variação do peso pode ser controlada, positivamente ou negativamente (ARBIB, 2002). Regras baseadas nesses fatores são chamadas de aprendizados Anti-Hebbianos.

4.1.1.1 Neuromodulação

A neuromodulação é uma técnica na qual parte da rede fica encarregada da modulação (isto é, do ajuste) dos pesos sinápticos. Existem duas estratégias bem estabelecidas de aprendizado Hebbiano/Anti-Hebbiano baseados em neuromodulação aplicadas a comportamentos adaptativos: a plasticidade seletiva da *Extended Sequential Cascaded Network* (ESCN) (ZIEMKE; THIEME, 2002) e os neurônios moduladores (SOLTOGGIO et al., 2007). Em (FELLOUS; LINSTER, 1998), é feita uma extensa revisão sobre modelos computacionais para regulagem de dinâmica neural, descrevendo outras propostas para plasticidade sináptica.

A ESCN é um aperfeiçoamento da *Sequential Cascaded Network* (SCN). Ambas são redes de duas camadas, chamadas respectivamente de “rede de função” e “rede de contexto”. A rede de função mapeia a entrada para unidades de saída e de estado, enquanto a rede de contexto

modifica a rede de função alterando os pesos de suas sinapses de acordo com o “contexto”, isto é, com a ativação das unidades de estado. A diferença entre a ESCN e a SCN é a adição, na primeira, de uma unidade de ativação, responsável por “decidir” quando ativar ou não a rede de contexto, que está sempre ativa na SCN. A Figura 4.2 mostra a arquitetura de uma ESCN.

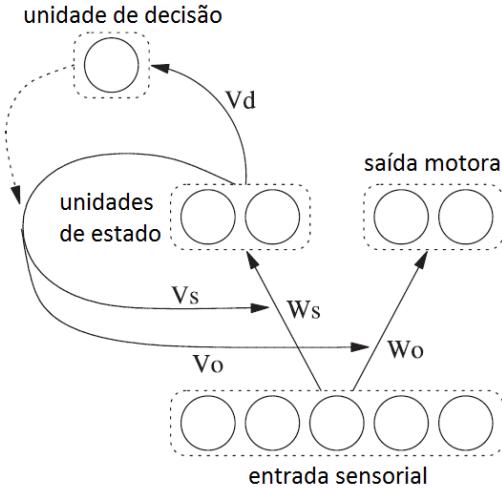


Figura 4.2: ESCN como um controlador de robô. Linhas sólidas indicam matrizes de peso completamente conectadas. Linhas pontilhadas indicam seletividade, dependendo da ativação da unidade de decisão (ZIEMKE; THIEME, 2002).

A plasticidade da ESCN pode ser formalizada da seguinte maneira:

Dado um vetor estado $s_k(t), k = 1 \dots m$, então, a ativação da unidade de decisão $d(t)$ e as matrizes de pesos da rede de função $W_o(t)$ e $W_s(t)$ são computadas em cada passo de tempo t pela rede de contexto. Esse processamento é feito como se segue:

$$\begin{aligned} d(t) &= f(V_d \cdot (s_1(t), \dots, s_m(t), 1)) \\ \text{se } d(t) \geq 0,5 \text{ então } W_o(t+1) &= V_o \cdot (s_1(t), \dots, s_m(t), 1) \\ \text{senão, } W_o(t+1) &= W_o(t) \\ \text{se } d(t) \geq 0,5 \text{ então } W_s(t+1) &= V_s \cdot (s_1(t), \dots, s_m(t), 1) \\ \text{senão, } W_s(t+1) &= W_s(t) \end{aligned}$$

onde f é a função de ativação logística, V_d é uma matriz unidimensional de pesos de conexões, mapeando o estado atual para a ativação da unidade de decisão, e V_o e V_s são matrizes bidimensionais de pesos de conexões mapeando o estado interno atual $s(t)$ aos pesos do próximo passo de tempo da rede de função, se a unidade de decisão está ativa, isto é, tem um valor de ativação de pelo menos 0,5 (ZIEMKE; THIEME, 2002, p. 188).

Pode-se entender uma ESCN como uma rede capaz de autoregular seus pesos de acordo com a situação, desempenhando a função adequada dentre várias que pode executar. As situações são codificadas nas unidades de estado, e refletem a ação tomada pela rede para uma dada entrada sensorial, enquanto a unidade de decisão decide se é necessário ou não modificar a dinâmica.

Outra abordagem bastante utilizada para neuromodulação sináptica é a regulagem dos pesos através de neurônios moduladores (NIV et al., 2002; SOLTOGGIO et al., 2007; SOLTOGGIO et al., 2008; RISI; HUGHES; STANLEY, 2010). Trata-se de uma RNRTC contendo dois tipos de neurônios: os padrões, que são as unidades processadoras em si, e os neurônios moduladores, responsáveis pela regulagem da taxa da mudança dos pesos sinápticos através de uma regra Anti-Hebbiana adaptada da regra Hebbiana original. Ao contrário das ESCNs/SCNs, essa rede não especifica qualquer tipo de hierarquia, o que permite modulação descentralizada e localizada. A Figura 4.3 mostra o mecanismo de modulação.

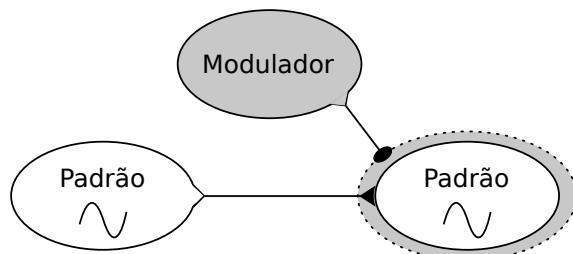


Figura 4.3: O processamento da rede propriamente dito é feito somente com os neurônios padrões. O neurônio modulador determina a resposta da regra anti-Hebbiana, mediando a quantidade de crescimento ou decrescimento do peso sináptico.

Como discutido por Soltoggio e seus coautores (2007), a neuromodulação desempenha um papel importante tanto nos substratos neurais dos cérebros dos invertebrados quanto nos humanos. Essa característica está relacionada à indução da potenciação de longo prazo tardia (L-LTP – *Late phase - Long Term Potentiation*), um fenômeno de crescimento permanente do contato sináptico no cérebro, causando estabilidade sináptica. Trata-se, portanto, de um candidato potencial para explicar funções de memória envolvendo fiação neural e, consequentemente, aprendizado. Outro mecanismo relacionado à neuromodulação é a depressão de longo prazo (LTD – *Long Term Depression*), o decréscimo permanente do contato sináptico (SOLTOGGIO et al., 2008).

De acordo com Soltoggio e seus autores (2007), o estudo das implicações de neuromoduladores no comportamento animal é um campo de pesquisa ativo. Neuromoduladores como a dopamina são investigados nas funções de tomada de decisão, aprendizado e memória, levando a descobertas como a relação entre a liberação de dopamina e a aquisição de nova tarefa

no cérebro do macaco. A ação dos neurônios moduladores no modelo proposto é inspirada na liberação dos neuromoduladores no cérebro animal.

A atividade dos neurônios padrões e moduladores é definida pela Equação 4.1. Os sinais de ambos os neurônios são computados seguindo a equação exatamente da mesma forma, mas apenas os sinais de entrada que partem de neurônios padrões, e seus respectivos pesos sinápticos, são considerados como sinais de entrada no somatório da equação.

O valor da atividade modulatória m agindo em um neurônio i é computado como se segue:

$$m_i = \sum_{j \in Mod} w_{ji} \cdot \tanh(s_j/2) \quad (4.3)$$

onde j representa todos os neurônios moduladores conectados ao neurônio i , w_{ji} é o peso da sinapse que liga o neurônio modulador j ao neurônio i e s_j é o estado interno do neurônio modulador j .

Finalmente, a mudança do peso sináptico é definida pela seguinte equação:

$$\Delta w_{ji} = \tanh(m_i/2) \cdot \eta \cdot [Ao_j o_i + Bo_j + Co_i + D] \quad (4.4)$$

onde Δw_{ji} é a variação da sinapse que liga o neurônio padrão j ao neurônio i , η é a taxa de aprendizagem, A , B , C e D são parâmetros de ajuste e o_j e o_i são a função de ativação $\tanh(x/2)$ aplicada no estado interno dos neurônios j e i respectivamente. A Equação 4.4 difere da regra Hebbiana original no termo modulatório, i.e., $\tanh(m_i/2)$, e nos parâmetros de ajuste, que ponderam a importância da atividade dos neurônios pré- e pós-sinápticos na alteração do peso. Observe que a equação herda a instabilidade da regra Hebbiana, e, portanto, recomenda-se aplicar uma normalização das sinapses para evitar saturação.

É importante enfatizar que essa regra de aprendizagem também permite a modificação da topologia da rede. Note que, na Equação 4.1, uma sinapse com peso zero desliga a ligação entre dois neurônios. Dessa forma, se a Equação 4.4 leva um peso a zero, há uma modificação na forma como a rede é interligada.

4.1.2 Plasticidade Não Sináptica

Outra forma de plasticidade em redes neurais envolve a regulagem da dinâmica interna dos neurônios. Nesse caso, ao invés de haver alteração dos pesos sinápticos, há alteração do funcionamento dos neurônios, através do ajuste de suas funções de ativação/composição do estado interno.

As GasNets (HUSBANDS et al., 1998) são as principais representantes desse tipo de neuromodulação. Trata-se de redes neurais artificiais inspiradas no efeito modulatório da difusão de gases, especialmente o óxido nítrico, em redes neurais biológicas.

Nas GasNets, alguns neurônios podem emitir ‘gases’ capazes de modular o comportamento de outras unidades, alterando suas funções de transferência. As redes funcionam em um plano 2D, sendo essa distribuição essencial na definição do modo como os gases se difundem e afetam as propriedades dos neurônios. A Figura 4.4 mostra uma GasNet.

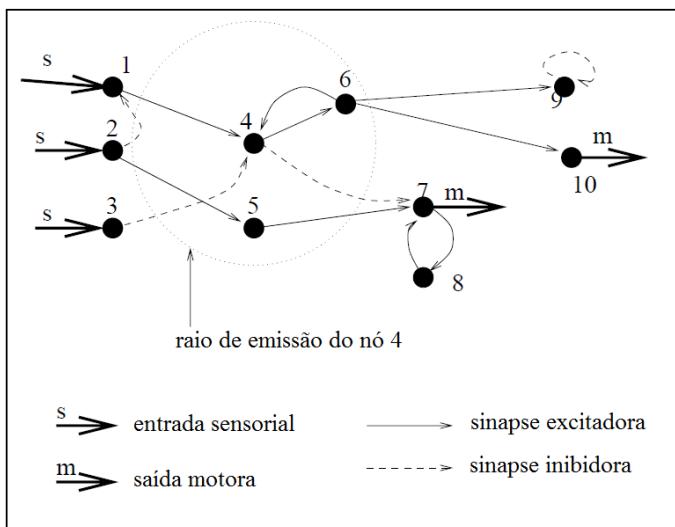


Figura 4.4: Uma GasNet: nó 4 pode emitir gás e, assim, modular nós 5 e 6 (HUSBANDS et al., 1998).

A forma como os gases são emitidos pelos neurônios e se difundem no plano em que a rede está distribuída é detalhado no trabalho de Husbands e seus coautores (1998). Entretanto, a análise da equação que define a dinâmica de um neurônio de uma GasNet é útil para exemplificar a plasticidade não sináptica da rede. A saída O_i^n de um nó i no tempo n é dada por:

$$O_i^n = \tanh \left[k_i^n \left(\sum_{j \in C_i} w_{ji} O_j^{n-1} + I_i^n \right) + b_i \right] \quad (4.5)$$

onde C_i é o conjunto dos neurônios conectados ao neurônio i , I_i^n é uma entrada externa ao neurônio i no tempo n e b_i é um valor de ação mínimo. Observe que essa equação é uma versão discreta da Equação 4.1. O termo k_i^n é o fator de transferência do neurônio i no tempo n , ou seja, caso o neurônio seja afetado pelo gás emitido por outro nó, k representará a influência desse gás, amplificando ou reduzindo a força da ativação do neurônio afetado.

A neuromodulação através da regulagem da dinâmica de um neurônio pode ser feita também através de uma entrada externa. Pode-se utilizar o termo I das equações 4.1 e 4.5 para ampliar ou reduzir a ativação de um neurônio diretamente. Por exemplo, nos trabalhos

de Ok e Kim (2005), Hase e seus coautores (2003a) e Nogueira, Vidal e Cavalcante-Neto (2008), foram definidas funções de retroalimentação para a modulação de um controlador para o caminhar bípede de criaturas artificiais. Essas funções recebiam os dados sensoriais de entrada, processando-os e somando suas saídas a I para cada neurônio na equação da rede.

4.2 Evoluindo Redes Neurais Artificiais

A evolução de Redes Neurais Artificiais habilita um nível a mais de adaptatividade sobre a plasticidade. O uso dos Algoritmos Genéticos permite a escolha dos parâmetros ideais em equações de dinâmica e plasticidade como as discutidas na seção anterior, e pode levar à organização da plasticidade, tornando-a mais efetiva. Pode-se fazer uma analogia com “aprender a aprender”.

O principal problema na evolução de RNAs é a definição de uma codificação consistente que permita a aplicação dos operadores genéticos pelo AG. O modo mais comum de representação é uma matriz de pesos sinápticos. Entretanto, essa codificação falha em manter a estrutura e a consistência da rede quando é preciso aumentar ou reduzir o seu tamanho, ou quando é necessário fazer uma busca topológica (busca por diferentes conexões), já que a rede, pelo fato de ser representada por uma matriz, está sempre completamente conectada.

Podem-se identificar três técnicas gerais alternativas à representação pela matriz de pesos (MATTIUSSI; FLOREANO, 2007):

- Codificação Direta: Os operadores genéticos são aplicados diretamente ao grafo que especifica a rede;
- Codificação de Desenvolvimento: O genótipo descreve as regras de desenvolvimento da rede e não a rede em si;
- Interação Implícita: A interação entre os genes descreve a construção da rede.

4.2.1 Codificação Direta

Um modo de Codificação Direta bem estabelecido é o *Neuro Evolution of Augmenting Topologies* (NEAT) (STANLEY; MIIKKULAINEN, 2002), mostrado na Figura 4.5. Ele aplica uma abordagem direta, propondo o trabalho em cromossomos que especificam explicitamente o grafo da rede neural. A complexidade do genótipo exige operadores específicos para garantir a estrutura da rede, tornando difícil uma evolução heterogênea de características diversas com

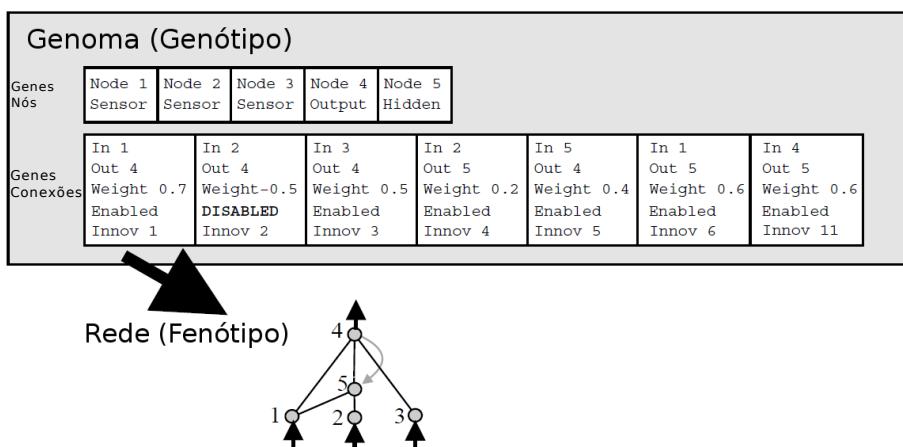


Figura 4.5: Um exemplo de mapeamento do genótipo para fenótipo (NEAT). Existem três nós de entrada, um escondido, um nó de saída e sete definições de conexões, uma das quais recorrente. O segundo gene de conexão está desabilitado, logo, a conexão especificada (entre os nós 2 e 4) não é expressada no fenótipo (STANLEY; MIIKKULAINEN, 2002).

o mesmo algoritmo evolucionário. Por exemplo, poderia ser necessário evoluir o cérebro em conjunto com determinadas características corporais de um agente artificial simultaneamente.

4.2.2 Codificação de Desenvolvimento

Outra possível abordagem para a codificação genética de redes neurais é a descrição das regras do processo de desenvolvimento da rede. Essa técnica assemelha-se à Programação Genética, já que também lida com a evolução de “programas” de construção de redes. Entretanto, apesar de sua capacidade de expressão, é um processo difícil de manter, pois a aplicação de operadores genéticos mal definidos pode levar a resultados insignificantes em termos de evolução, uma vez que o espaço de busca cresce substancialmente.

Tomando como base a biologia do desenvolvimento e a fisiologia do sistema nervoso, Astor e Adami (2000) propuseram um modelo de crescimento e desenvolvimento para RNAs. Cada neurônio artificial tem o comportamento determinado pela sua carga genética e pela concentração local de substratos, modelados por uma química artificial.

Astor e Adami colocam ainda os quatro princípios da biologia molecular e evolucionária que um trabalho sobre desenvolvimento deve seguir (ASTOR; ADAMI, 2000):

- Codificação: O modelo deve codificar redes de tal forma que os princípios evolucionários possam ser aplicados.
- Desenvolvimento: O modelo deve ser capaz de permitir o crescimento de uma rede por processo completamente descentralizado, baseado exclusivamente na célula e em suas

interações.

- Localidade: Cada neurônio precisa agir autonomamente e ser determinado apenas por seu código genético e pelo estado de seu ambiente local.
- Heterogeneidade: O modelo precisa ter a capacidade de descrever diferentes neurônios heterogêneos na mesma rede.

O modelo consiste em um tecido bidimensional de células hexagonais onde neurônios podem crescer e que portam certas concentrações de substratos. Cada célula neural carrega um genoma que codifica seu comportamento. Um gene possui átomos de condição e comandos de expressão. Os átomos regulam (valoram) a expressão de acordo com a presença de substratos na célula. A expressão, por sua vez, resulta nos comportamentos, tais como a produção de proteína, divisão celular, crescimento de axônio/dendrito, estimulação celular, entre outros. É interessante observar que as redes geradas por essa técnica possuem plasticidade intrínseca. A Figura 4.6 mostra o tecido onde são distribuídos os neurônios e a codificação genética.

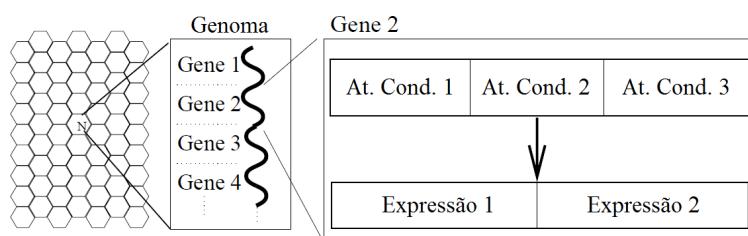


Figura 4.6: Estrutura genética das células neurais. Condições genéticas (consistindo de átomos de condições relacionadas aos substratos) disparam a expressão genética, levando à divisão celular, ao crescimento de axônio/dendrito, à produção de substrato, à estimulação e assim por diante (ASTOR; ADAMI, 2000).

A dinâmica de desenvolvimento na evolução de redes neurais foi explorada por Balaam (2006). Em seu estudo, foi proposto um controlador neural capaz de se desenvolver baseado em gradientes químicos. Tais gradientes serviam como “localizadores” espaciais para as células, determinando o modo de comportamento dos neurônios, como a taxa e a direção de crescimento, de acordo com sua posição “no cérebro”. O estudo ainda alerta sobre outro problema acerca da evolução do desenvolvimento de redes neurais:

Sistemas de desenvolvimento adicionam um nível de abstração entre o comportamento a ser exigido e o genótipo a produzí-lo, tornando muito mais complexa a tarefa de projetar um panorama de aptidão que produza um caminho suave entre indivíduos inaptos e aptos. Essa complexidade extra significa que a evolução pode

mais facilmente ficar presa em áreas de baixa aptidão imprevistas pelo experimentador e, portanto, muito mais atenção é necessária para projetar um panorama de aptidão apropriado (BALAAM, 2006, p. 136).

Uma outra forma de explorar a codificação de desenvolvimento é através de genomas que codifiquem gramáticas descritoras da rede (BELEW; KAMMEYER, 1993; PALMER, 2011). Entretanto, essa técnica não faz o desenvolvimento de fato da rede, pois não há crescimento ou modificação durante o seu funcionamento. Embora a construção pela leitura da gramática implique em um processo de crescimento, já que não há descrição explícita da forma final da estrutura, esse andamento não se dá por consequência da própria dinâmica da rede e, portanto, uma vez construída, tem sua forma definitiva durante todo o tempo de vida.

4.2.3 Interação Implícita

Biologicamente inspirada, a Interação Implícita leva em consideração a interação entre os genes para definir suas expressões, isto é, um gene sozinho não é capaz de explicitamente definir um artefato na rede. A *Analog Genetic Encoding* (AGE) (MATTIUSSI; FLOREANO, 2007) é uma codificação bem estabelecida baseada nessa ideia. Sua principal vantagem é a representação do genoma por uma simples cadeia de caracteres, que permite o uso dos operadores genéticos de crossover e mutação tradicionais, enquanto mantém a estrutura e a consistência da rede.

A AGE define algumas sequências de caracteres como *tokens*. *Tokens* caracterizam substrings que representam ou delimitam dispositivos nas redes. Por exemplo, para codificar uma rede neuromodulada, Soltoggio e seus coautores (2007) usaram os *tokens* NE para indicar um neurônio padrão, MO para um neurônio modulador e TE para delimitar sequências terminais. A interação entre terminais definia as sinapses da rede. Essa representação é mostrada na Figura 4.7.

Uma sequência terminal, isto é, uma sequência de caracteres que precede o *token* TE, define sinapses na rede implicitamente. Sequências terminais após um *token* de neurônio são atribuídas às suas respectivas entradas e saídas. A definição de que sequências são de entrada ou de saída é feita de acordo com a aplicação. Após a atribuição, todas as entradas de todos os neurônios são alinhadas com as saídas de todos os neurônios e uma medida de similaridade é aplicada. Essa medida indica o peso da sinapse que liga os neurônios alinhados. Esse processo é mostrado na Figura 4.8.

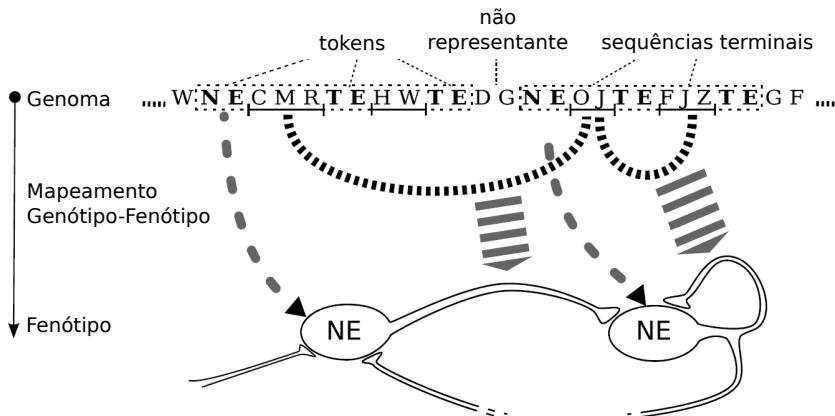


Figura 4.7: Processo de mapeamento genótipo-fenótipo na AGE (SOLTOGGIO et al., 2007).

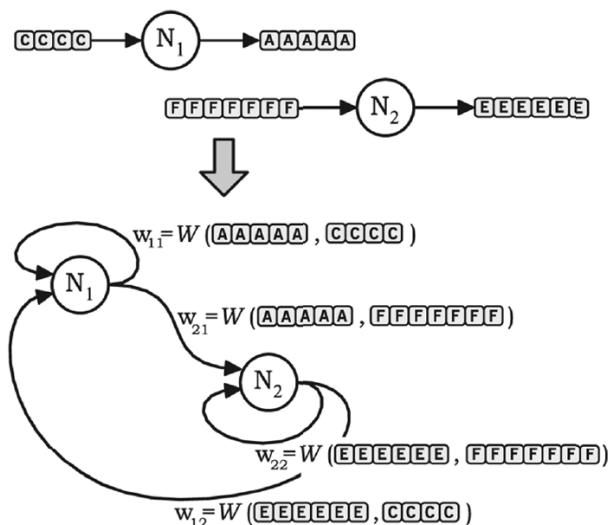


Figura 4.8: Dois neurônios artificiais extraídos de um genoma têm suas sequências terminais associadas com suas entradas e saídas (acima), e então a rede é montada (abaixo) com a aplicação de um mapa de interação de dispositivos $W(s_i, s_j)$ que associa pesos aos pares de sequências de caracteres (MATTIUSSI; FLOREANO, 2007).

4.3 Considerações Finais

Este capítulo teve como objetivo dar uma visão geral das ferramentas mais utilizadas na geração de comportamentos de personagens virtuais, visando embasar a elaboração de novos métodos que favoreçam a emergência de comportamentos complexos e genuinamente autônomos. A plasticidade e a evolução de RNAs são técnicas diretamente relacionadas aos conceitos de Acoplamento Estrutural e Adaptatividade, respectivamente. Logo, esses métodos se mostram adequados à proposição de controladores de personagens virtuais que se ajustem bem ao conceito de agência conforme discutido no Capítulo 2.

A agência está fortemente relacionada ao conceito de circularidade, ou seja, à ideia de que a ação do agente tem que servir à sua própria existência. Nesse sentido, encontra-se espaço

de exploração na codificação de desenvolvimento de redes neurais, para que o seu crescimento seja resultado do (e possibilitado pelo) próprio comportamento gerado no personagem. Dessa forma, espera-se que uma rede seja boa ou ruim ao servir ao seu próprio funcionamento, ao invés de caminhar em direção a um objetivo externamente ditado.

No Capítulo 5, são propostos controladores de personagens virtuais baseados na evolução de RNAs. Na primeira parte, é proposta uma codificação genética capaz de evoluir redes neurais neuromoduladas que demonstrem a emergência de comportamentos complexos, mas ainda utilizando AG canônico baseado na avaliação de aptidão dos indivíduos. Na segunda parte, a codificação apresentada é aplicada a uma técnica de reprodução sexuada simulada em uma população de robôs virtuais, demonstrando o surgimento de diversos comportamentos interessantes ao longo das gerações, sem qualquer descrição de objetivo.

5 PERSONAGENS VIRTUAIS COMPORTAMENTALMENTE AUTÔNOMOS

Nos capítulos anteriores, foram apresentadas as novas perspectivas da inteligência artificial, as diversas formas de uso da IA para a geração de comportamentos de personagens virtuais encontradas na literatura e as ferramentas que podem ser úteis na criação de técnicas que melhor se adequem aos conceitos formais de autonomia e agência, fazendo os comportamentos emergirem, ao invés de serem descritos. Neste capítulo, serão propostos novos métodos para a geração de comportamentos complexos autônomos em robôs virtuais, de acordo com os conceitos discutidos até então.

5.1 Compilando: A Autonomia, o Projeto de Personagens e a Emergência de Comportamentos

Pode-se concluir, de acordo com o exposto, que um comportamento é considerado autônomo quando as ações realizadas pelo agente resultam de uma íntima interação entre sua dinâmica interna e os eventos ocorrendo no ambiente, ao invés de serem controladas externamente ou de serem o resultado de uma especificação ditada por um plano predefinido. Entretanto, essa definição de comportamento autônomo parece expressar uma aparente contradição no processo de criar personagens virtuais, qual seja, que uma autonomia legítima implica em não haver predefinição de comportamentos, como é possível *projetar* a dinâmica interna de um agente que supostamente deveria interagir autonomamente com o ambiente? A tentativa de responder a essa questão leva à investigação da obtenção de comportamentos por emergência.

Emergência pode ser descrita como o aparecimento de uma característica global de um sistema que não pode ser encontrada em qualquer de suas partes (KLAUS; MAINZER, 2009). Por exemplo, apesar de uma porção de água em temperatura normal estar em estado líquido, não é possível dizer que uma molécula isolada de água apresente essa propriedade. Em geral, as propriedades emergentes estão associadas a padrões dinâmicos que se estabelecem através da interação entre as partes componentes de um sistema. No caso particular deste trabalho, o sistema poderia ser considerado como composto do agente em si, definido pelo corpo virtual e um controlador, junto com todo aspecto do ambiente, tanto os objetos como as regularidades das leis que regem o mundo virtual. Nessa configuração, define-se a noção de *comportamento emergente* como: o comportamento de um personagem virtual é chamado emergente quando não está explicitamente descrito em qualquer dos componentes do sistema, surgindo como resultado das interações dinâmicas dos componentes, bem como de suas propriedades individuais específicas.

É útil pensar em comportamento emergente como a solução encontrada por um

agente a um dado problema, que é obtida através de um processo de auto-organização. De fato, os agentes biológicos do mundo real constantemente apresentam novos comportamentos para superarem desafios e assim se adaptarem a um ambiente em contínua modificação. A emergência de um novo comportamento reflete o processo de reorganização das estruturas internas do agente. Na natureza, esse processo de auto-organização é controlado principalmente pela dinâmica de evolução Darwiniana (DARWIN, 1859): geração de diversidade e seleção natural.

Essas ideias inspiram os muitos pesquisadores que tentam evoluir controladores neurais para personagens virtuais usando algoritmos genéticos, conforme discutido no Capítulo 3. Logo, ao invés de tentar antecipar e modelar todas as formas do agente se comportar, a ideia é descrever a tarefa a ser alcançada (isto é, criar um ambiente virtual com desafios para a sobrevivência), e deixar o processo evolucionário moldar a dinâmica de controle do agente virtual. Assim, é esperada emergência de comportamentos que não apenas resolvam a tarefa, mas também sejam coerentes com as capacidades do corpo do agente e com as características do ambiente. Na Seção 5.2 é apresentado um novo método de codificação genética para evoluir uma rede neuromodulada com a utilização do algoritmo genético canônico (WHITLEY, 1994), demonstrando a emergência de comportamentos complexos fortemente coerentes com o meio no qual o personagem virtual está inserido.

Entretanto, tais abordagens levam a uma forma fraca de autonomia, uma vez que o algoritmo genético guia o processo de auto-organização usando uma função objetivo predefinida. Logo, nesse sentido, o comportamento ainda é descrito externamente. Na natureza, a qualidade ou aptidão de um agente depende de sua constituição interna e do modo como ela se acopla ao ambiente. Assim, o critério de seleção (natural) também constitui uma característica emergente do sistema. Na Seção 5.3, a fim de atingir um nível mais alto de autonomia, é apresentada uma técnica de simulação, baseada em reprodução sexuada e na codificação genética proposta na Seção 5.2, para a obtenção de comportamentos autônomos emergentes de personagens virtuais sem qualquer especificação externa de objetivo.

5.2 Evoluindo Rede Neural Neuromodulada para a Emergência de Comportamentos Complexos

Nesta seção, as ferramentas apresentadas no Capítulo 4 são utilizadas em novos métodos que são desenvolvidos com a finalidade de estudar a emergência do comportamento de forrageamento em robôs virtuais. É descrito um controlador baseado em:

- Uma rede neural neuromodulada para processamento de informação sensorial e geração

de sinais para ação motora, a qual é capaz de modulação local de plasticidade sináptica; e

- Um mecanismo de evolução baseado em algoritmos genéticos, o qual seleciona as redes neurais mais adaptadas.

São estudados os comportamentos obtidos na simulação de um robô estilo Khepera (MONDADA; FRANZI; GUIGNARD, 1999) equipado com sensores que captam os seguintes dados de entrada para a rede neural: as distâncias entre o robô e as frutas e os venenos espalhados pelo ambiente. As possibilidades motoras do robô são: mover-se para frente e para trás e virar à esquerda (rotação no sentido anti-horário) ou à direita (rotação no sentido horário). Os experimentos analisados mostram que o robô é capaz de aprender como fazer uso adequado de seus sensores e motores a fim de coletar frutas e de evitar venenos, além de exibir múltiplos comportamentos, incluindo um complexo controle de navegação que faz uso simultâneo de um grupo de sensores.

5.2.1 O Controlador

Como argumentado na Seção 5.1, para alcançar a emergência de comportamento, um fator essencial é a geração de uma dinâmica capaz de modificar e adaptar o controlador ao corpo do personagem e ao ambiente ao seu redor. Visando esse objetivo, decidiu-se por evoluir uma rede neural neuromodulada plástica para gerar os sinais que controlam os motores do robô virtual baseando-se em sua informação sensorial.

Ao utilizar-se uma rede neural neuromodulada em conjunto com um algoritmo genético, tem-se um controlador com fortes possibilidades plásticas, pois a modificação da topologia da rede, alterando sua estrutura e, consequentemente, sua dinâmica, pode ocorrer em duas escalas temporais. A primeira forma de modificação topológica, que ocorre durante o tempo de vida do robô, se manifesta pela interrupção definitiva de uma sinapse sempre que a plasticidade Hebbiana levar o peso daquela sinapse a zero. Na escala do tempo de vida do robô, embora a criação de uma nova sinapse não seja possível, podem ocorrer casos em que o peso de uma sinapse, cujo valor inicial é muito próximo de zero (indicando praticamente a ausência de uma conexão sináptica), seja aumentado até um nível que caracterize, de fato, a existência de uma sinapse ativa. A segunda forma de modificação topológica ocorre durante o tempo das várias gerações e se manifesta como resultado do algoritmo evolucionário.

5.2.1.1 A Rede Neural

A rede neural utilizada é essencialmente uma RNRTC, cujos neurônios são modelados na forma geral expressa pela Equação 4.1 (Capítulo 4). A única diferença é que apenas um I é usado para todos os neurônios, simulando um estímulo externo de um centro superior, como a região locomotora mesoencefálica nos animais (HASE et al., 2003b).

Em adição à dinâmica padrão, incluiu-se ainda os neurônios moduladores, baseando-se no trabalho de Soltoggio (SOLTOGGIO et al., 2007), conforme exposto no Capítulo 4 (Figura 4.3). Como visto, a dinâmica de modificação dos pesos sinápticos é ajustada pela ativação desses neurônios e segue as equações 4.3 e 4.4.

O modelo apresentado nesta seção, entretanto, difere daquele proposto por Soltoggio por especificar ainda certos neurônios padrões como sendo de entrada (neurônios aferentes) ou de saída (neurônios eferentes), os quais não possuem dinâmica interna. O estado interno de um neurônio aferente é o valor de um sensor e não pode receber entrada de outros neurônios, enquanto um neurônio eferente guarda a média dos estados internos de cada neurônio conectado a ele, definindo as saídas da rede. Isso foi feito para adaptar a rede ao escopo do presente estudo, isto é, o controle de personagens virtuais vivendo em um mundo dinâmico, e permitir que a rede seja facilmente acoplada a quaisquer que sejam as habilidades sensoriais e motoras do robô modelado.

5.2.1.2 A Codificação Genética Proposta

A codificação genética apresentada neste trabalho é uma versão simplificada da AGE (MATTIUSSI; FLOREANO, 2007), conforme discutida no Capítulo 4, focada em evoluir a RNRTC neuromodulada descrita na Seção 5.2.1.1. Para criar as sinapses, a AGE define uma “pontuação de alinhamento”: um mapa de interação específico para o tipo de rede desejada que leva a uma representação cromossômica complexa. Aqui, a ideia de interação implícita entre genes para codificar as sinapses é mantida. Entretanto, é especificada uma função de similaridade mais simples, que não apenas torna possível descrever os cromossomos por meio de um simples vetor binário, como também codifica os parâmetros da rede em uma forma mais direta, sem perder as propriedades vantajosas dos mapas de interação da AGE para evolução de redes neurais.

Na interação implícita, enquanto os neurônios são explicitamente descritos no cromossomo, as sinapses são definidas implicitamente, uma vez que elas são formadas pela interação entre genes, e não por um gene em si. O processo de decodificação da rede basicamente segue

dois passos:

1. Leitura do cromossomo e extração dos neurônios e suas respectivas “portas” de entrada e saída, chamados de “Terminais de Neurônios” (TR); e
2. Criação das sinapse através da interação entre TRs.

Os cromossomos codificadores da rede neural são vetores de bits, em que cada grupo de 32 bits define um gene. Os primeiros 8 bits (1 byte) de um gene são usados para codificar um identificador, que indica o elemento representado pelo gene na rede, isto é, um neurônio padrão, um neurônio modulador ou um terminal de neurônio. Os últimos 24 bits (3 bytes) especificam um valor que indica a propriedade de um elemento decodificado.

Cada indivíduo na população tem dois cromossomos: um cromossomo guarda os parâmetros globais da rede neural (cromossomo de parâmetros), enquanto o outro mantém a rede em si (cromossomo de rede). Os parâmetros globais são os valores das variáveis na Equação 4.4 e o estímulo externo I da RNRTC (Equação 4.1). A Figura 5.1 mostra a distribuição dos valores no cromossomo de parâmetros.

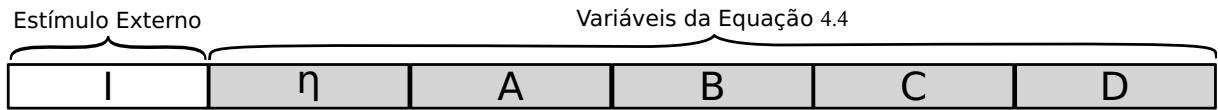


Figura 5.1: Cromossomo de parâmetros com seus seis genes. Codificação dos parâmetros globais da rede.

Para decodificar um cromossomo, deve-se ler cada gene e isolá-lo seu identificador e seu valor. Os 8 bits do identificador são decodificados de acordo com a Tabela 5.1 para o cromossomo de rede e ignorados para o cromossomo de parâmetros. Os 24 bits que codificam o valor de um gene são mapeados linearmente em um valor de ponto flutuante (número real) v no intervalo $[-1, 1]$, de acordo com a fórmula:

$$v = \left(\frac{n}{2^{24}-1} \cdot 2,0 \right) - 1,0 \quad (5.1)$$

onde n é o inteiro sem sinal codificado nos 8 bits de valor.

Com a distribuição dos identificadores mostrada na Tabela 5.1, tem-se as seguintes probabilidades: $P(NP) = 0.15$, $P(NM) = 0.05$ e $P(TR) = 0.80$, assumindo cromossomos gerados aleatoriamente. Essa distribuição foi empiricamente escolhida visando o surgimento de mais neurônios padrões, que fazem a geração do sinal controlador de fato, que neurônios moduladores, os quais apenas modificam o fator de plasticidade da rede. Ao mesmo tempo, é necessário ter

Tabela 5.1: Identificadores dos Genes.

Byte	Significado
$0 \leq id \leq 38$	Neurônio Padrão (NP)
$39 \leq id \leq 51$	Neurônio Modulador (NM)
$52 \leq id \leq 255$	Terminal de Neurônio (TR)

mais sinapses que neurônios e, por esse motivo, a probabilidade de criar terminais, a partir dos quais as sinapses são construídas, é maior do que aquela de criar um neurônio.

Quanto aos neurônios aferentes e eferentes, suponha que um robô a ser controlado possua s sensores e m motores. Para manter alguma estrutura da rede neural expressa no cromossomo de rede, os primeiros s genes que codificam NPs são sempre considerados neurônios aferentes, enquanto os últimos m genes que codificam NPs são considerados neurônios eferentes.

O valor de um gene (isto é, os últimos 24 bits) identificados como um NP ou um NM, codifica a constante de tempo τ na Equação 4.1. As exceções são os neurônios aferentes, cujos valores guardam um parâmetro de estímulo, e o neurônio eferente, cujo valor é ignorado, uma vez que não há qualquer dinâmica interna. O parâmetro de estímulo é -1 , se $v < 0$, ou 1 , se $v \geq 0$, e é multiplicado pelo sinal do sensor, gerando sinais excitadores ou inibidores como entrada na rede neural.

Os genes identificados como TR têm a parte do valor correspondente aos terminais do último neurônio lido. O primeiro TR lido após um gene de neurônio é sempre seu terminal de entrada, enquanto o segundo TR é sempre seu terminal de saída. Tais genes são ignorados se nenhum neurônio tiver sido lido antes deles ou se o último neurônio lido já possuir seus terminais definidos. Entretanto, a presença desses genes ignorados no cromossomo é útil para gerar novas combinações no processo genético, podendo haver expressão deles em gerações futuras.

A leitura do cromossomo de rede produz uma lista de neurônios com seus respectivos parâmetros e terminais que irão compor a rede. A partir de então, deve-se emparelhar os neurônios por seus terminais para criar as sinapses que chegam ou saem dos neurônios. Esse processo é inspirado na AGE, mas ao invés de utilizar um mapa de interação, os pesos das sinapses são definidos de acordo com uma medida de similaridade. A ideia é usar uma função de proximidade, computando um valor de distância entre dois números baseada na distância de Hamming (HAMMING, 1950) entre suas representações binárias, de acordo com a equação:

$$w(i, o) = \frac{eb \cdot (i + o)}{nb \cdot 2}, \quad (5.2)$$

onde w é o peso de uma sinapse que liga um terminal de saída com valor o a um terminal de

entrada com valor i . O símbolo nb indica o número total de bits que representa o valor (24 bits), e eb é o número de bits iguais na mesma posição entre as representações binárias de i e o . Além disso, foi definida empiricamente uma condição de existência, visando aumentar a diversidade topológica: se $\lfloor eb/4 \rfloor \bmod 3 = 0$, então $w(i, o) = 0$.

A Equação 5.2 pode ser interpretada como: o peso sináptico é a média dos valores dos terminais de entrada e saída, ponderada de acordo com a distância. A ocorrência de dois valores de terminais com zero bits iguais em suas representações binárias, implica na distância máxima entre os dois. Logo, não existe sinapse ligando-os. Por outro lado, se o número de bits iguais é o máximo possível, então $nb = eb$, implicando em peso sináptico igual à média de ambos os parâmetros. Valores iguais implicam em um peso sináptico com o mesmo valor.

Visando um melhor entendimento do processo de decodificação, tome-se a Tabela 5.2 como um exemplo de trecho de cromossomo de rede. Analisando os identificadores com base na Tabela 5.1, tem-se dois neurônios no cromossomo: um NP no gene G1, com valor 15.000.000 e um NM no gene G4 com valor 8.500.000. Usando a Equação 5.1 com esses valores, obtém-se $\tau_{NP} = 0,79$ e $\tau_{NM} = 0,01$.

Tabela 5.2: Um exemplo de um trecho de cromossomo de rede.

	G1	G2	G3	G4	G5	G6
Identificador	30	120	240	40	125	200
Value	15M	10M	4M	8,5M	11,5M	6M

Genes G2 e G3 são os terminais de entrada e saída do NP, enquanto G5 e G6 são os terminais do NM na mesma ordem. Da Equação 5.1, tem-se os valores $TR_{G2} = 0,19$, $TR_{G3} = -0,52$, $TR_{G5} = 0,37$ e $TR_{G6} = -0,29$. A Figura 5.2 ilustra a organização neural resultante.

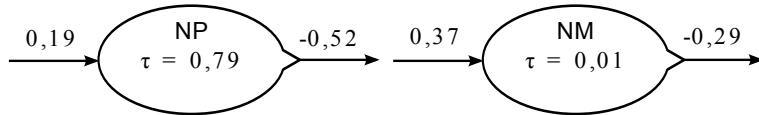


Figura 5.2: Neurônios decodificados do cromossomo ilustrado na Tabela 5.2.

Finalmente, os pesos das sinapses da rede são computados aplicando-se a Equação 5.2 a cada par entrada-saída, isto é: $w(TR_{G2}, TR_{G3})$; $w(TR_{G2}, TR_{G6})$; $w(TR_{G5}, TR_{G3})$; $w(TR_{G5}, TR_{G6})$.

Pegando a computação de $w(TR_{G2}, TR_{G3})$ como um exemplo. As representações binária desses parâmetros, isto é, o modo como estão gravados no cromossomo, são:

$$\text{bin}(0,19) = \text{bin}(10M) = 100110001001011010000000$$

$$\text{bin}(-0,52) = \text{bin}(4M) = 001111010000100100000000$$

A partir dessas representações, tem-se $eb = 13$. Logo, usando a Equação 5.2, obtém-se $w(0,19, -0,52) = -0,09$. Entretanto, a condição de existência $\lfloor 13/4 \rfloor = 3$ implica que $3 \bmod 3 = 0$. Logo, não existe sinapse partindo do neurônio padrão para ele mesmo. Computando similarmente os outros pesos, obtém-se apenas uma sinapse, do NM para o NP, com $w(TR_{G2}, TR_{G6}) = -0,03$. A Figura 5.3 mostra o fragmento da rede decodificado a partir da Tabela 5.2.

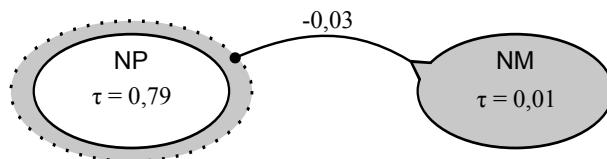


Figura 5.3: Rede decodificada a partir do cromossomo ilustrado na Tabela 5.2.

O processo completo de decodificação da rede é mostrado na Figura 5.4.

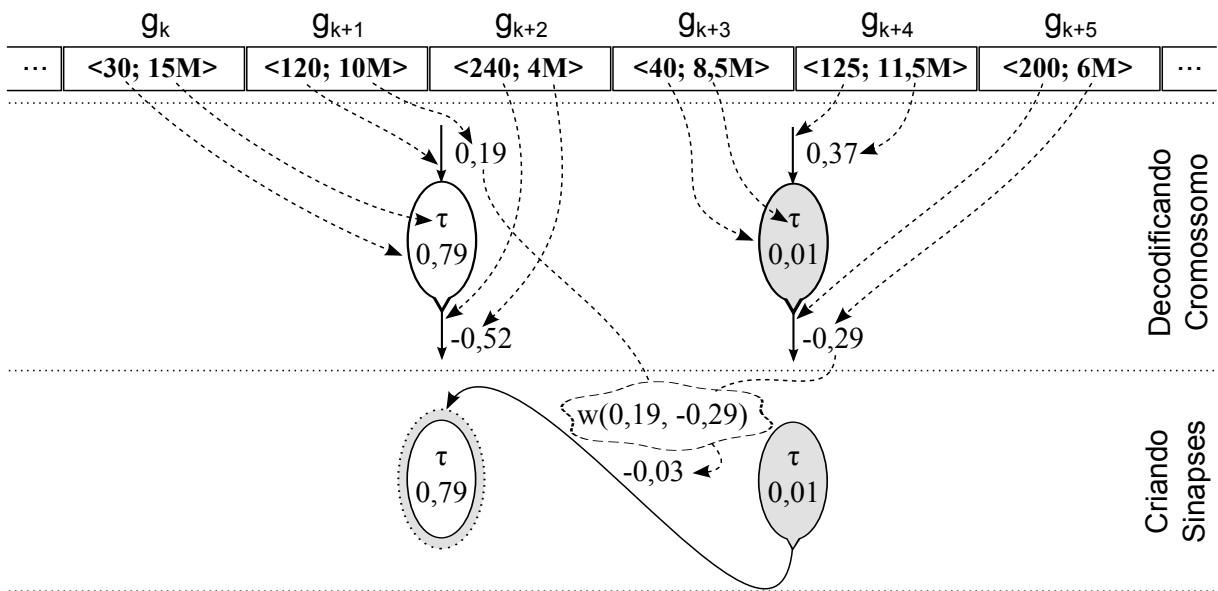


Figura 5.4: Construindo a rede: Primeiro são decodificados os neurônios e seus respectivos terminais. Após isso, aplica-se a Equação 5.2 para cada par de terminais para criar as sinapses. Neste exemplo, apenas uma sinapse foi criada devido à condição de existência.

5.2.1.3 A Simulação da Evolução

Para evoluir os indivíduos, simplesmente aplica-se o algoritmo genético canônico. Os cromossomos relativos dos indivíduos são emparelhados, isto é, cromossomo de parâmetro com cromossomo de parâmetro e cromossomo de rede com cromossomo de rede, e, em seguida, os operadores de duplicação, crossover e mutação são aplicados. Note que, pelo fato de um

cromossomo ser um simples vetor de bits, o crossover pode quebrar um gene, causando o aparecimento de um novo. A simples mutação de um único bit também pode levar ao aparecimento de um novo gene.

Cada indivíduo é decodificado e colocado para viver controlando um robô virtual. O robô tem uma quantidade de energia que é reduzida proporcionalmente à força e à frequência dos sinais gerados pela rede. A função de avaliação utilizada para a emergência do comportamento de forrageamento foi a quantidade de comida coletada.

5.2.2 Estudo de Caso 1: Comportamento de Forrageamento com Sensores de Proximidade

5.2.2.1 Descrição do Experimento

Para avaliar o controlador proposto, ele foi colocado para controlar um robô virtual estilo Khepera em uma tarefa de forrageamento. O ambiente consiste de frutas e venenos aleatoriamente distribuídos. A simulação foi desenvolvida utilizando o motor gráfico *Irrlicht 3D Engine*¹, com física provida pelo motor de física *Bullet Physics Engine*².

O robô, que é exibido na Figura 5.5, possui um corpo cilíndrico com uma caixa preta que desempenha os papéis de olho e boca. O robô “come” uma fruta ou um veneno sempre que a caixa os tocar.

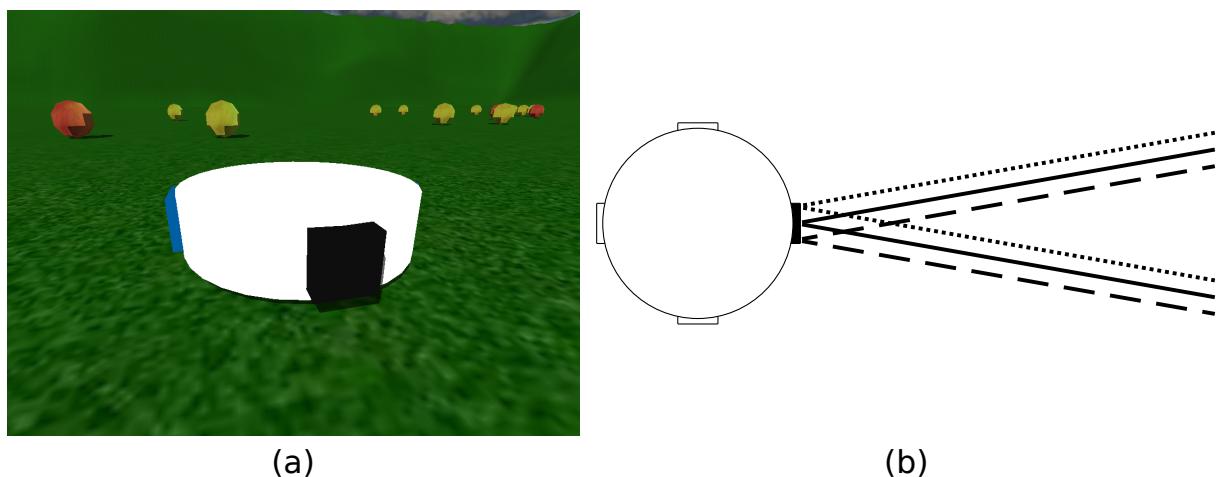


Figura 5.5: O robô. (a) Robô no ambiente. A caixa preta é, ao mesmo tempo, seu olho e sua boca. (b) Os três sensores distribuídos no olho e os respectivos campos de sensibilidade, com ângulo de 20° cada. A máxima distância sensível é de seis vezes o diâmetro do robô.

A rede neural é conectada ao corpo e o ambiente recebendo como entrada os sinais

¹<http://irrlicht.sourceforge.net/>

²<http://bulletphysics.org/>

gerados pelos sensores do robô. Existem três sensores alinhados lado a lado na extensão do olho (Figura 5.5b), cada um capaz de capturar a distância normalizada ($[0, 1]$) à fruta e ao veneno mais próximos dentro de seu “Campo de Sensibilidade” (CdS). Isso implica na geração de seis valores. Existe também o sentido proprioceptivo de energia, permitindo ao robô sentir seu nível de gasto de energia, que varia de 0 (o robô está completamente energizado) a 1 (o robô está totalmente exaurido). Dessa forma, a força do sinal indica ao robô quando sua energia está acabando. Considerando-se todos os sensores, a rede neural precisa, então, de sete neurônios aferentes.

Um robô inicia com 50.000 unidades energéticas (ue). Esse valor aumenta 10.000ues toda vez que uma fruta é comida (até o valor máximo de 50.000ues) e diminui em duas situações: (1) quando o robô está vivo, sua energia decai continuamente em proporção às forças dos sinais aplicados ao motor, (2) sempre que um robô come um veneno, sua energia é reduzida diretamente para 10.000ues. Na segunda situação, se o nível de energia do robô for menor ou igual a 10.000ues, ela é zerada. Em qualquer caso, se a energia acabar, o robô morre.

O robô possui dois motores, um para movê-lo para frente e para trás e outro para rotacioná-lo à esquerda ou à direita, cada um controlado por um neurônio eferente. Quando o primeiro motor recebe um valor positivo, o robô move-se para frente e, se recebe um valor negativo, move-se para trás. Com um valor positivo, o segundo motor faz uma rotação do robô à direita, caso contrário, causa uma rotação à esquerda.

As ações dos motores não são fisicamente precisas, uma vez que a amplitude do sinal é diretamente aplicada como velocidade do robô. Entretanto, a interação entre o corpo do robô e os corpos das frutas e venenos, isto é, as forças de reação, são devidamente calculadas, provendo a possibilidade do robô deslocar outros objetos. Essa dinâmica cria um ambiente mais desafiador para a realização da tarefa de colher as frutas.

Cada controlador decodificado dos cromossomos de um indivíduo é colocado para controlar um robô de cada vez. Cada tentativa começa na mesma posição e as frutas e venenos são sempre redistribuídas aleatoriamente para impedir a “memorização” das posições pelo algoritmo genético. Uma tentativa termina quando a energia do robô acaba. O algoritmo genético gera a primeira população aleatoriamente. Os seguintes parâmetros, escolhidos empiricamente, foram utilizados:

- Tamanho da população: 100 indivíduos
- Tamanho do cromossomo de rede: 100 genes (3200 bits)
- Tipo de crossover: Monoponto (um ponto de quebra)

- Probabilidade de crossover: 60%
- Probabilidade de mutação: 0,1%

5.2.2.2 Resultados

O algoritmo genético foi capaz de evoluir com sucesso a rede neural para controlar o robô na tarefa de forrageamento. A Figura 5.6 mostra a evolução das médias de avaliações em 80 gerações.

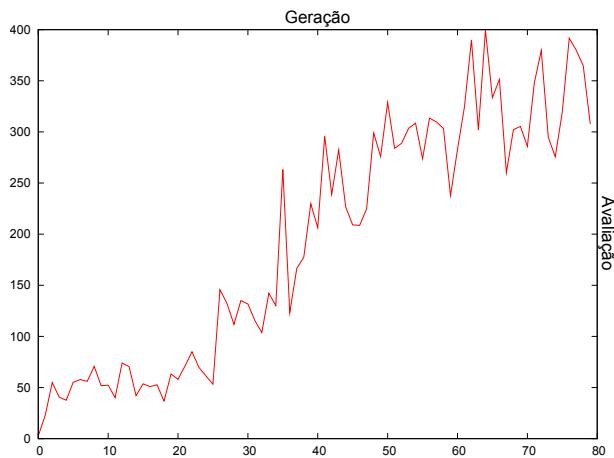


Figura 5.6: Evolução das médias de avaliações das populações.

O robô adquiriu com sucesso o comportamento de colher frutas apenas, evitando os venenos, como mostrado na Figura 5.7a. Observe que, apesar da função de avaliação do algoritmo genético selecionar explicitamente aqueles indivíduos que coletam o maior número de frutas, não existe informação direta sobre venenos. Entretanto, pode-se notar o comportamento de “fuga” dos venenos (Figura 5.7b), como consequência do fato dos indivíduos que comem esse elemento poderem “morrer” mais cedo.

Uma característica importante a apontar sobre o comportamento do robô é como o comportamento de forrageamento de alto nível é realizado com comportamentos de baixo nível de ajuste de direção. Um sensor do olho isolado não pode determinar a direção a seguir a fim de capturar a fruta sentida, uma vez que ele apenas indica a distância até a fruta. Logo, o robô precisa modificar sua posição para ser capaz de usar os três sensores para encontrar a informação que falta. Esse comportamento é mostrado na Figura 5.8, onde é possível ver o robô realizando uma rotação à esquerda para usar o lado direito de um CdS de um sensor para seguir a fruta. Uma vez que os três sensores estão levemente deslocados um em relação ao outro (Figura 5.5b), quando a fruta sai do CdS de um sensor, é possível determinar para que lado um ajuste de direção é necessário.

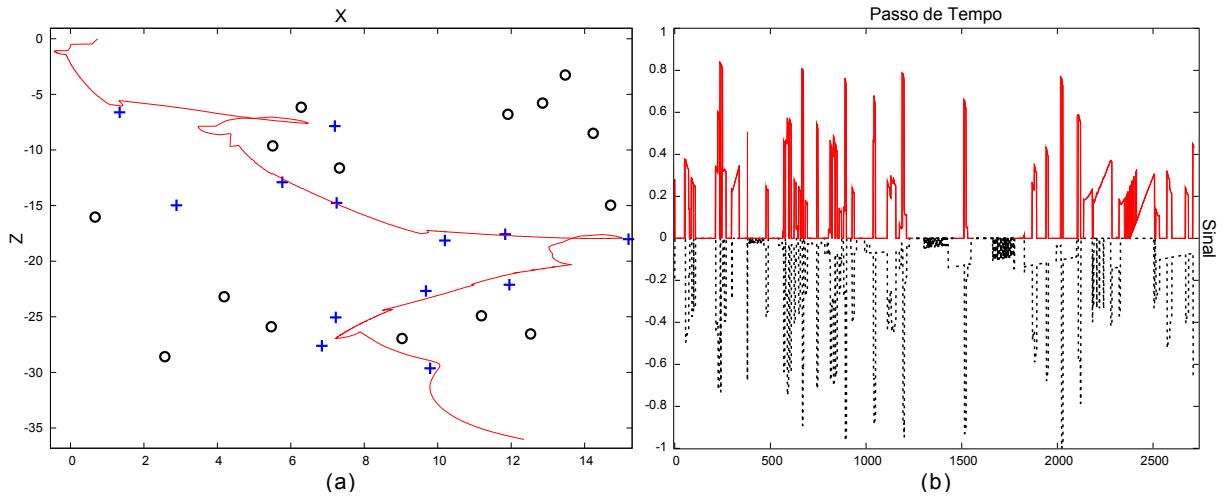


Figura 5.7: Comportamento do robô. (a) A linha representa o caminho do robô, iniciando em $(0,0)$. Note que o caminho passa pelas frutas (+) enquanto desvia dos venenos (o). A linha não está sempre tocando as frutas pois, na simulação, a malha do olho apenas precisa tocar a malha da fruta, enquanto o gráfico mostra o centro dos objetos. (b) Atividade motora e sentido de veneno. Observe que, quando um veneno é sentido (valores positivos na linha sólida), existe um pico de sinal negativo na atividade motora (linha pontilhada), levando a um movimento de recuo do robô.

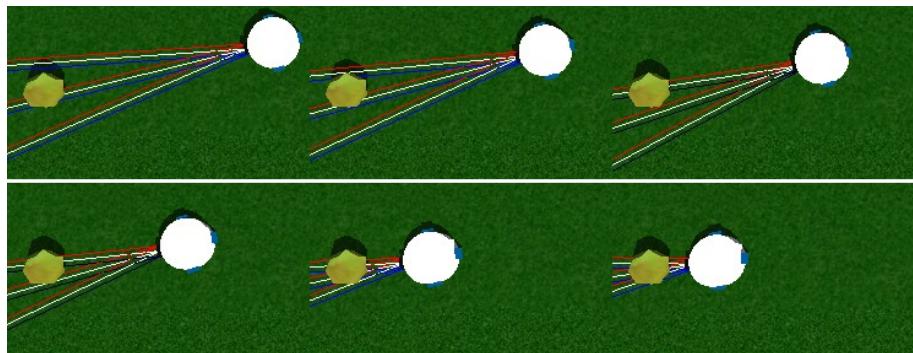


Figura 5.8: Comportamento de ajuste de direção. Observe que, para capturar a fruta, o robô aproxima-se dela usando o lado direito do CdS, ao invés do centro do CdS. Os quadros superiores mostram o momento no qual o robô sente a fruta e, então, vira à esquerda. Os quadros inferiores mostram o robô capturando a fruta seguindo o seu “sentido lateral”.

Quanto à atividade modulatória, um controlador em particular evoluiu com neurônios moduladores. Com essa ação, o robô exibiu dois modos de busca. Uma rotação local, procurando por comida próxima a ele e, quando nenhuma fruta era encontrada, o robô aumentava gradualmente seu raio de rotação até que uma fruta fosse encontrada e, então, passava à busca local novamente. A Figura 5.9 mostra a atividade conjunta do neurônio modulador, estimulado com o sentido de energia (o sinal cresce continuamente enquanto nenhuma fruta é coletada), e a mudança da atividade motora.

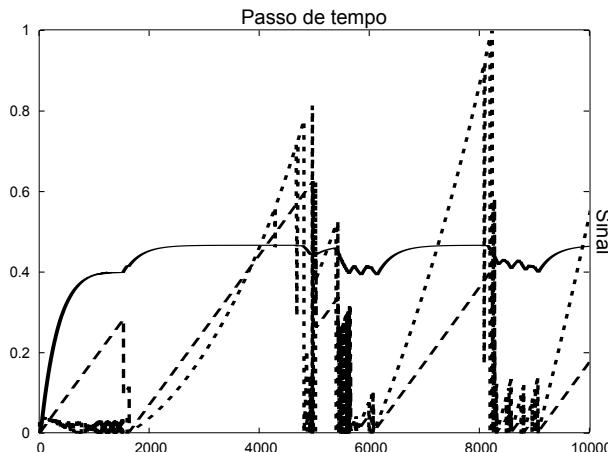


Figura 5.9: Atividade motora (linha pontilhada), sinal do sentido de energia (linha tracejada) e atividade de modulação (linha sólida). Observe que essas três atividades estão sincronizadas. Quando o robô captura uma fruta (aumento de energia e consequente queda na linha tracejada), ele busca outra localmente (queda na linha pontilhada: redução da atividade motora). Se nenhuma fruta é comida, o robô gradualmente aumenta o raio de busca (aumento na linha sólida, isto é, ativação da alteração dos pesos das sinapses, levando a um aumento na atividade motora, refletido no aumento na linha pontilhada).

5.2.3 Estudo de Caso 2: Evoluindo um córtex visual artificial

Neste experimento, a robustez da codificação é testada na tentativa de evoluir um córtex visual artificial baseado em imagens capturadas por uma câmera virtual. Os parâmetros utilizados aqui são os mesmos do Estudo de Caso 1, exceto pela função de avaliação, pelo gasto energético e pelos dados sensoriais. Além disso, cada indivíduo teve seu tempo de vida limitado a dois minutos. Além das frutas e dos venenos, também foram colocadas no ambiente pedras amarelas, as quais servem de obstáculos ao robô, e as cores das frutas foram mudadas para azul. Para cada indivíduo testado, os elementos do ambiente são redistribuídos aleatoriamente. É importante notar que o robô pode identificar diferentes objetos por suas cores. A cor da fruta foi trocada para que azul possa significar uma boa coisa, uma vez que pedras e venenos compartilham a componente vermelha em suas cores.

A fim de recompensar cérebros com melhores taxas de consumo energético, duas características sobre essa variável foram modificadas. A primeira é o modo como o gasto de energia é calculado. Agora a ativação de qualquer neurônio interno também implica em decréscimo da energia, e não apenas a ativação dos neurônios motores. A segunda característica é a função de avaliação, que, neste experimento, foi calculada como o número de frutas coletadas multiplicado pelo tempo de vida do robô.

A principal diferença no atual experimento está relacionado aos dados sensoriais: foi anexada uma câmera virtual à caixa preta do robô, a qual captura imagens de tamanho 10×10 .

A partir dessa imagem, utilizam-se as informações de cores dos dez pixels da quinta linha para gerar cinco valores de cores, calculando a média aritmética para cada componente (R, G e B) de cada par de pixels vizinhos (pixels 1 e 2, 3 e 4, 5 e 6, 7 e 8, 9 e 10). As cores resultantes são dadas como entrada à rede, que possui dezesseis neurônios aferentes: quinze neurônios de visão ($5 \text{ pixels} \times 3 \text{ componentes}$) e um neurônio de senso energético. Dado que o robô apenas pode se deslocar em duas dimensões, para se guiar através do ambiente, é suficiente enxergar a porção central da imagem (quinta linha).

Na Figura 5.10, é mostrada a evolução média das avaliações das populações por geração em diferentes execuções do experimento. Afim de avaliar a presença de ação moduladora no controlador, foram realizadas dez diferentes execuções do experimento, forçando cinco delas a gerar cérebros compostos apenas por neurônios padrões, enquanto as outras cinco podem gerar cérebros com ambos os tipos de neurônios. De fato, é possível observar comportamentos menos monótonos dos personagens quando a ação moduladora está ativa, mas essa característica não demonstra maior vantagem evolutiva nesse problema. Como notado no Estudo de Caso 1, a ação moduladora não se mostrou necessária para resolver o problema e, apesar de mais complexo, também não se mostrou necessária neste novo experimento. Essa mesma observação é Entretanto, o gráfico mostra uma leve vantagem para as redes com neurônios moduladores. É provável que isso se deva aos comportamentos mais ricos apresentados pelo robô.

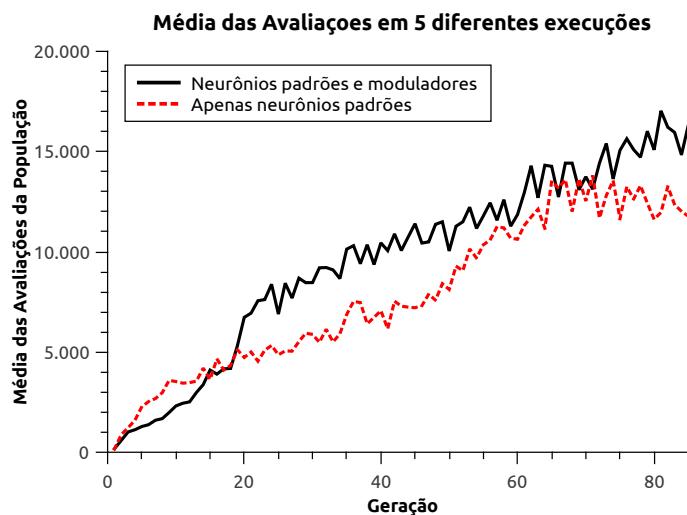


Figura 5.10: Evolução das avaliações das populações em 85 gerações em cinco diferentes execuções. A linha tracejada representa as execuções realizadas sem neurônios moduladores. A linha sólida representa as execuções com ambos os tipos de neurônios. Observe a leve vantagem das execuções com neurônios moduladores.

A Figura 5.11 mostra as melhores e as piores execuções de cada caso: com e sem neurônios moduladores. Observe que a melhor execução com neurônio modulador teve um

desempenho melhor do que aquela sem essa característica. Entretanto, no pior caso, a situação é reversa. Como discutido anteriormente, a ação moduladora não é um aspecto necessário para resolver o problema. Assim, é possível concluir que um comportamento adequado é consequência principalmente de pesos e topologia da rede neural bem ajustados. Nos piores casos, os personagens apresentam-se praticamente “cegos” em qualquer cenário e, portanto, é possível dizer que não desenvolveram boas estruturas cerebrais. Logo, a ação moduladora, que se mostrou capaz de melhorar levemente comportamentos bem estabelecidos, não pôde mostrar qualquer vantagem nesta instância.

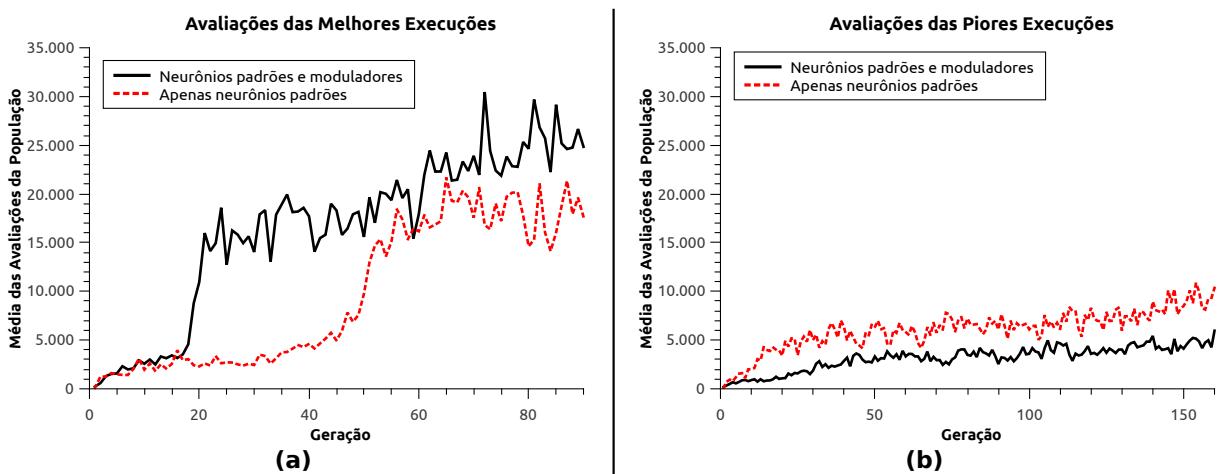


Figura 5.11: Evolução das avaliações das populações em 90 gerações das melhores execuções (a) e 160 gerações das piores execuções (b). As linhas tracejadas representam execuções realizadas sem neurônios moduladores. As linhas sólidas representam execuções com neurônios de ambos os tipos. Observe que a melhor execução com neurônio modulador teve um desempenho melhor do que aquele da melhor execução sem essa característica. No pior caso, nenhum experimento pôde desenvolver um bom comportamento de forrageamento.

Um típico comportamento emergente de cérebros com neurônios padrões e moduladores é mostrado na Figura 5.12. As setas pontilhadas em qualquer quadro indicam quais elementos do ambiente estão sendo vistos pelo robô. O quadro 2 mostra o agente encontrando uma fruta e passando a perseguí-la. Este comportamento é observado até o quadro 8, quando ele captura a fruta. No quadro 9, o personagem encontra outra fruta e, até o quadro 12, é possível vê-lo pegando a comida. Note que nos quadros 13 e 14 o robô passa entre duas pedras sem se chocar com elas. No quadro 15, ele vê um veneno e, do quadro 16 ao quadro 18, aproxima-se do elemento perigoso afim de encontrar alguma fruta, o que acontece no quadro 18. Do quadro 18 ao quadro 23, pode-se ver o comportamento de forrageamento enquanto o veneno é evitado. A seta pontilhada-tracejada no quadro 20 aponta para uma fruta que já aparece comida no quadro 21, enquanto a seta tracejada nos quadros 20 e 21 enfatizam o veneno evitado. Observe que duas frutas foram comidas nesse espaço. No quadro 24, o personagem não vê mais qualquer coisa, pois saiu da região onde os elementos estão distribuídos. Então, ele começa a girar (quadros

25 e 26) afim de encontrar qualquer elemento que possa ser usado para guiá-lo a uma região onde comida possa ser encontrada. No quadro 27, ele vê uma pedra, e então passa a segui-la, comportamento que o leva a encontrar uma fruta (quadro 29) atrás da rocha, e a comê-las (quadro 32). A linha pontilhada no quadro 32 mostra o caminho completo percorrido pelo robô.



Figura 5.12: Comportamento do robô (ver descrição no texto).

É importante notar que, com um aparato sensorial mais complexo, melhores comportamentos foram obtidos. Por exemplo, o personagem reduziu sua tendência a rodar, comportamento comum observado no Estudo de Caso 1 devido ao sensor de proximidade, que comumente era incapaz de “sentir” algum objeto ainda próximo, mas fora de seu campo de sensibilidade, constantemente gerando pontos cegos. A nova visão baseada em “câmera” está sempre enviando dados à rede neural e, portanto, o personagem está sempre vendo algo que pode ser usado para guiá-lo através do ambiente e melhor controlar seus movimentos. Pôde-se também observar mudanças na trajetória que levavam a abordagens mais precisas dos alvos.

5.3 Evolução sem Objetivos através de Reprodução Sexuada Simulada

Na Seção 5.2, foi apresentada uma técnica que permite a emergência de comportamentos complexos em robôs simulados. Entretanto, o método é baseado em um algoritmo genético canônico e, portanto, necessita da descrição de uma função objetivo externamente. Na tentativa de projetar agentes virtuais com um maior grau de autonomia, aproximando-se da definição de agência discutida na Seção 2.3.3, na presente seção é apresentada uma técnica de evolução baseada na simulação de reprodução sexuada de personagens virtuais, sem que haja qualquer descrição de objetivos.

A técnica apresentada é capaz de gerar múltiplos comportamentos em uma população de robôs simulados divididos em gêneros masculino e feminino: forrageamento, acasalamento e desvio de obstáculos. Nos experimentos, também podem ser observados comportamentos de acordo com o gênero do robô e o uso complexo dos sensores para a navegação (como o obtido nos experimentos na Seção 5.2).

O robô simulado e respectivo controlador utilizados nesta seção seguem basicamente as mesmas especificações apresentadas na Seção 5.2. Nos novos experimentos, entretanto, os neurônios moduladores não foram habilitados e, dado esse fato e a necessidade de existência de gênero reprodutivo, a organização genética foi levemente alterada. Uma nova distribuição sensorial também foi elaborada. Nas seções seguintes essas modificações são discutidas e a técnica de reprodução sexuada simulada é apresentada, demonstrando seu potencial com uma análise dos comportamentos emergentes nos experimentos.

5.3.0.1 A Codificação Genética

A codificação genética utilizada para a simulação de reprodução sexuada é basicamente a mesma utilizada na Seção 5.2. O controlador de cada robô é codificado em dois

cromossomos: o cromossomo de parâmetros e o cromossomo de rede. Entretanto, como os neurônios moduladores foram desabilitados, o primeiro codifica apenas o estímulo I (Equation 4.1), enquanto o segundo, dada a necessidade de geração de robôs divididos em gêneros, guarda também o sexo do robô, além da descrição da rede neural em si. Esse agrupamento foi escolhido para que um “cérebro masculino” pudesse evoluir junto com o “gene masculino”, assim como o “cérebro feminino” pudesse evoluir com um “gene feminino”. O gene de gênero é o primeiro do cromossomo e possui o tamanho de apenas 1 bit, o qual indica o sexo.

A distribuição utilizada nos bits do identificador de gene também foi modificada, uma vez que não há interesse na geração de neurônios moduladores. Os primeiros oito bits de um gene, que guardam o identificador, são decodificados de acordo com a Tabela 5.3. Observe que a probabilidade de criação de um terminal neuronal continua maior do que a probabilidade de se criar um neurônio, uma vez que se deseja gerar mais sinapses que neurônios.

Tabela 5.3: Identificadores dos Genes.

Byte	Significado
$0 \leq id \leq 51$	Neurônio (NR)
$52 \leq id \leq 255$	Terminal de Neurônio (TR)

5.3.1 O Experimento

5.3.1.1 Descrição do Sistema

O ambiente é povoado por robôs “machos” e “fêmeas” simulados. O meio consiste em uma sala quadrada, limitada por muros, e preenchida com frutas distribuídas aleatoriamente (Figure 5.13), das quais os robôs podem retirar energia para viver. Os experimentos foram realizados sem a presença de veneno.

Os robôs possuem a mesma configuração corporal dos experimentos na Seção 5.2. A caixa preta, entretanto, acumula mais uma função, pois, além de servir como olho e boca, funciona também como o órgão genital do robô, para possibilitar a reprodução. Os robôs, então, guiam-se pelo ambiente usando sua própria visão, obtendo energia comendo frutas e reproduzindo através de acasalamentos. Cada uma dessas funções é melhor descrita a seguir.

A visão do robô é determinada por uma nova distribuição e um novo funcionamento dos três sensores posicionados em seu olho, como mostrado na Figura 5.14. Cada sensor é capaz de capturar a distância normalizada ($[0, 1]$) ao objeto mais próximo dentro de seu CdS, com respeito ao seu alcance (a máxima distância de detecção de um sensor). O sensor localizado



Figura 5.13: O ambiente.

no centro do olho é especializado em detectar muros apenas, e possui um CdS de 120° e um alcance de aproximadamente $4 * r$, onde r é o raio do corpo do robô. Os outros dois sensores estão posicionados em cada extremo lateral do olho, e são capazes de perceber robôs machos, robôs fêmeas e frutas, possuindo um CdS de 10° e um alcance de aproximadamente $14 * r$. Esses valores foram escolhidos empiricamente.

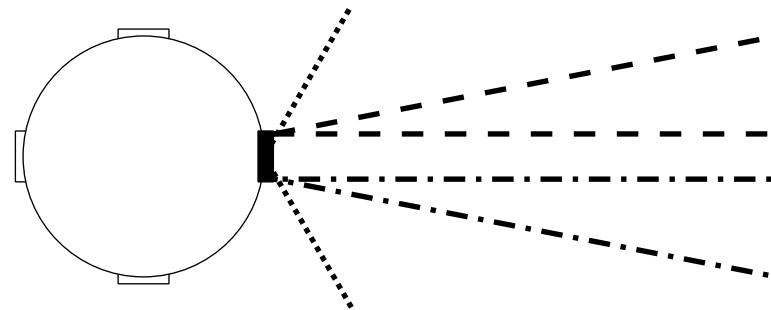


Figura 5.14: A distribuição dos três sensores de visão. As linhas pontilhadas representam o CdS do sensor de muro. As linhas tracejadas e pontilhado-tracejadas representam, respectivamente, o sensor esquerdo e o sensor direito de robôs/frutas.

O sensor de muro gera apenas um valor real, indicando a distância normalizada a um muro. Além do valor de distância, cada um dos outros dois sensores também gera três bits que indicam o tipo do objeto sentido, isto é, um robô macho, um robô fêmea ou uma fruta. Isso significa que todo o aparato de visão gera nove valores.

Além disso, existem sensores proprioceptivos de fertilidade e energia. O sentido de

fertilidade permite a um robô macho saber quando está infértil (1 se infértil, 0 caso contrário) e a um robô fêmea saber se está grávida (1 se grávida, 0 caso contrário). O sentido de energia é o mesmo para ambos os gêneros e funciona da mesma forma que nos experimentos da Seção 5.2, isto é, varia de 0 (robô está completamente energizado) a 1 (robô está totalmente exaurido), permitindo que o robô perceba quando sua energia está terminando. Dessa forma, no presente experimento, existem nove sinais de visão e dois sentidos proprioceptivos, levando a uma rede neural com onze neurônios aferentes.

Os robôs continuam com as mesmas capacidades motoras especificadas anteriormente, quais sejam, possuem dois neurônios aferentes. Os sinais de um dos neurônios geram movimentos para frente e para trás, e o outro neurônio controla os movimentos de rotação à esquerda e à direita. Os sinais são amplificados por um fator de 100 antes de serem aplicados aos motores.

O nível de energia de um robô aumenta 7.500ues sempre que uma fruta é comida, isto é, quando o robô toca a fruta com sua boca. O valor máximo de energia é 100.000ues e decai continuamente em proporção direta às forças dos sinais aplicados aos motores somados a um valor proporcional à idade do robô (quanto mais velho, maior o gasto energético). Se a energia acabar, o robô morre e é removido do ambiente. Logo, por exemplo, suponha que o_1 e o_2 sejam os sinais amplificados dos dois neurônios eferentes da rede neural e que t seja a idade do robô. Então, o consumo de energia C é calculado de acordo com a equação:

$$C = (|o_1| + |o_2|)^2 + \frac{t}{75,0}. \quad (5.3)$$

Quanto à dinâmica de reposição de frutas no ambiente, a cada passo de tempo, uma nova fruta é colocada em uma posição aleatória no quarto, desde que:

- O número de frutas não excede 30 frutas; e
- O número total de objetos, isto é, o número de frutas somado ao número de robôs, não excede o limite de 45 objetos.

Essa dinâmica simplificada limita os recursos energéticos no ambiente, balanceando o tamanho da população, como será discutido posteriormente.

5.3.1.2 Reprodução Simulada

A simulação começa com 15 robôs. Se a população fica inferior a seis indivíduos, quinze novos indivíduos são colocados em posições aleatórias. Cada um desses robôs tem sua

energia inicializada aleatoriamente com um valor entre 10.000ues e 20.000ues. A informação genética também é gerada aleatoriamente. Uma vez que apenas um bit é utilizado para expressar o gênero, 50% da população consiste de robôs fêmeas e 50% de robôs machos.

Um cruzamento é consumado sempre que o órgão genital de um robô macho (a caixa preta) toca o corpo (qualquer parte do cilindro) de uma robô fêmea fértil. Uma fêmea é fértil se seu nível de energia é superior a 25.000ues. Uma vez que qualquer robô tem uma energia inicial de 20.000ues no máximo, toda fêmea é infértil a princípio, precisando comer algumas frutas para poder reproduzir.

Se o cruzamento ocorre, o robô macho fica infértil durante 250 passos de simulação e o robô fêmea fica grávida. O novo robô é colocado em posição adjacente a sua mãe. Logo, uma robô fêmea permanece grávida até se deslocar a um lugar livre, onde seu filho possa ser posicionado. A energia do filho é inicializada com uma porção retirada da mãe. O valor dessa energia situa-se entre 15.000ues e 25.000ues, a qual é retirada da mãe. Logo, se, no momento em que ficar grávida, um robô fêmea possuir uma baixa energia (valor próximo a 25.000ues), existe uma alta probabilidade de que ela morra em pouco tempo. Após o nascimento do filho, a fêmea fica infértil por um período de 250 passos de simulação, para evitar uma gravidez logo após outra.

Os cromossomos do novo indivíduo são gerados por um crossover nos cromossomos dos pais. Como discutido anteriormente, um cromossomo é um simples vetor de bits. O processo de crossover escolhe dois pontos de quebra aleatoriamente e troca os bits entre o par de cromossomos no intervalo definido. Observe que esse método gera mutação quebrando um gene, uma vez que ele é definido por um grupo de 32 bits. Espera-se, com isso, a criação de variabilidade, em conjunto com uma operação explícita de mutação, a qual troca bits aleatoriamente no cromossomo com uma probabilidade de 0,1%. Uma vez que o crossover ainda resulta em um par de cromossomos, um deles é descartado aleatoriamente.

A informação genética de um indivíduo codifica sua rede neural diretamente. Logo, quando o crossover é feito entre um par de cromossomos de indivíduos diferentes, o processo pode ser visto como pedaços dos cérebros de cada indivíduo sendo trocados. Consequentemente, o novo cérebro gerado pode levar a um robô com traços comportamentais herdados de ambos os pais.

5.3.1.3 Dinâmica da Vida

Observe que, de acordo com a dinâmica de reprodução descrita, se houver uma alta densidade de frutas e robôs no ambiente, o cruzamento é relativamente fácil de ocorrer e pode ocasionalmente acontecer de forma aleatória. De fato, isso é necessário para evitar reinícios sem fim da população e trazer alguma linha de evolução. Uma vez que a população evolua, aqueles indivíduos que apresentarem algum tipo de estratégia estão em grande vantagem, e irão impôr novas condições ao sistema, resultando na queda dos comportamentos aleatórios.

Outro ponto importante a comentar é o balanço entre o número de indivíduos na população e a quantidade de recursos energéticos no ambiente. De acordo com a dinâmica de reposição de frutas descrita anteriormente, se a população cresce, o número de frutas disponíveis é reduzido. Logo, com recursos energéticos escassos, os robôs com os piores desempenhos morrerão. Note que, se a população cresce acima de 45 indivíduos, nenhuma fruta aparece e, então, os robôs menos eficientes morrem antes que novas frutas apareçam. Essa dinâmica previne automaticamente a explosão da população, e provê algumas pressões seletivas, que guia a evolução.

5.3.2 Comportamentos

A simulação foi rodada várias vezes e foram obtidos diversos comportamentos interessantes. Para a análise dos comportamentos gerados, a discussão é focada em um resultado que ocorreu duas vezes em cinco execuções e descreve de forma mais clara as características do experimento: fêmeas tendem a procurar comida e machos tendem a procurar acasalamento. Além disso, os robôs aprenderam como desviar do muro e como usar seus simples sensores de visão para guiá-los eficientemente pelo ambiente e satisfazer suas necessidades. Na Figura 5.15, uma sequência de quadros mostra dois robôs apresentando os comportamentos mencionados, detalhados na legenda da imagem.

Uma vez que nenhum objetivo é definido, não existe variável para acompanhar a fim de seguir uma convergência para um comportamento esperado. Entretanto, alguns valores indicam a evolução da toda a população, e a análise das relações entre esses valores permite a demonstração objetiva da emergência dos comportamentos descritos.

O tempo de vida médio da população em um período de tempo é um bom parâmetro para se observar a emergência de alguma estratégia de sobrevivência da população. Outro aspecto que pode indicar características de comportamentos é a correlação entre os tempos de vida dos machos e das fêmeas. A Figura 5.16 mostra o tempo de vida médio da população

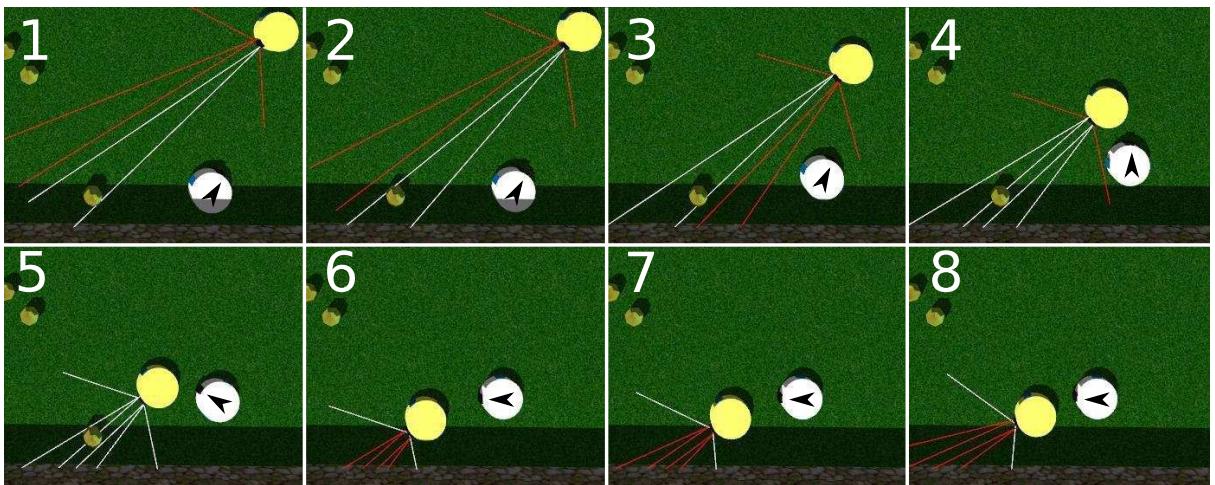


Figura 5.15: Comportamentos comumente observados. Observe que o robô macho (com a seta indicando sua direção) segue a robô fêmea e esta, por sua vez, visa a fruta. Outro ponto a enfatizar, é o uso complexo da visão simples: a fêmea sente a fruta com seu sensor esquerdo (Quadro 1) e, então, vira a esquerda (Quadros 2 e 3) a fim de usar o sensor da direita para determinar a direção a seguir, corrigindo os movimentos e mantendo o objeto entre os dois sensores (Quadros 4 e 5). Os quadros 6, 7 e 8 mostram o robô fêmea virando à direita a fim de desviar do muro após pegar a fruta.

na execução descrita na Figura 5.15. Note que os robôs fêmeas convergiram para um tempo de vida médio maior do que aquele dos robôs machos. Isso está relacionado ao fato de robôs fêmeas estarem sempre ativamente procurando por comida, enquanto os robôs machos coletam frutas eventualmente. Entretanto, ambos os gêneros aumentaram suas eficiências. É importante observar que o fato dos robôs machos ignorarem as frutas é uma estratégia populacionalmente interessante, uma vez que as fêmeas têm maiores necessidades energéticas durante a vida devido à reprodução.

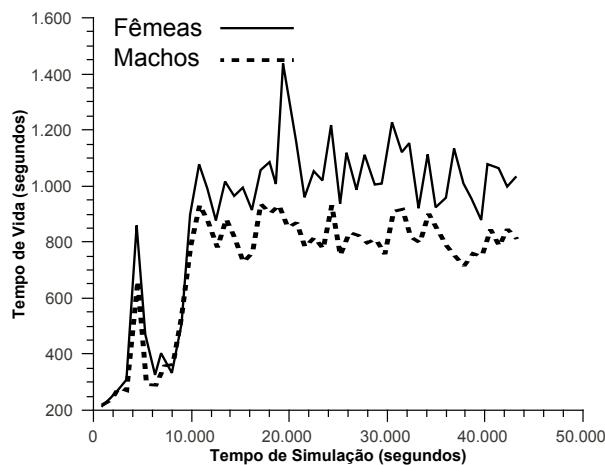


Figura 5.16: Tempo de vida médio da população a cada 15 minutos (900 segundos) de simulação.

A Figura 5.17 mostra os gráficos para três execuções adicionais da simulação.

Observe que o tempo de vida médio da população sempre cresce, comprovando a emergência de estratégias de sobrevivência. Entretanto, os gráficos mostram diferenças nos resultados para robôs machos e fêmeas, indicando a emergência de outras estratégias que aquelas descritas na Figura 5.15. Nas três execuções ilustradas, em geral, o tempo de vida médio da fêmea é igual ou inferior ao do macho. Isso se deve ao fato da necessidade energética da fêmea ser maior devido à reprodução, ao mesmo tempo que demonstra o desenvolvimento do mesmo padrão de comportamento de forrageamento para ambos os sexos, implicando numa competição maior por recursos. Note também que, na terceira execução, há uma inversão nos tempos entre machos e fêmeas. Isso reflete uma mudança de comportamento durante as gerações, pois, a princípio, os machos desenvolveram uma preferência pela reprodução do que por comida.

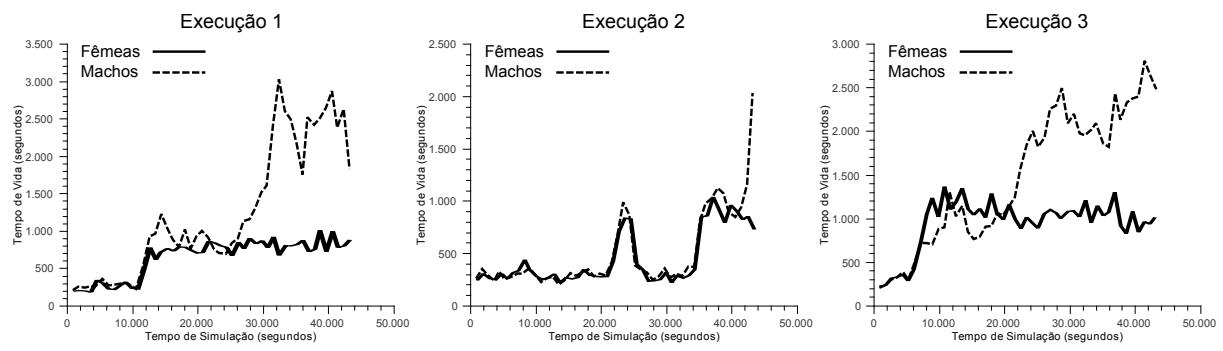


Figura 5.17: Tempo de vida médio em outras três execuções diferentes. Observe que o tempo de vida médio das fêmeas, em geral, é inferior ou igual ao dos machos. Note também a inversão nos tempos exibidos na execução 3, indicando mudança de comportamento.

O número médio de frutas coletadas e o número médio de cruzamentos são bons parâmetros para analisar as características comportamentais de cada gênero. Na Figura 5.18a é possível ver que, na simulação analisada, os robôs fêmeas convergiram para uma coleta de aproximadamente dez frutas em média durante a vida, enquanto o número médio de frutas coletadas pelos machos foi menor do que uma fruta durante toda a vida, demonstrando a preferência das fêmeas pela coleta de comida. A Figura 5.18b mostra o número de cruzamentos na população. Esse valor é obtido através do incremento de uma variável contadora nos robôs machos toda vez que eles têm sucesso em cruzar com uma robô fêmea, isto é, o aumento nesse valor indica uma busca ativa por cruzamentos por parte dos robôs machos. Assim, o fato de que a variável de cruzamento cresce mais que variável de frutas para os machos, indica a preferência deles pelo comportamento de cruzamento. Entretanto, é importante mencionar que outras execuções apresentaram estratégias diferentes como, por exemplo, a formação de agrupamentos de robôs, que aumenta a probabilidade de cruzamentos. Essas características são discutidas adiante.

A Figura 5.19 mostra o número médio de frutas coletadas e o número médio de

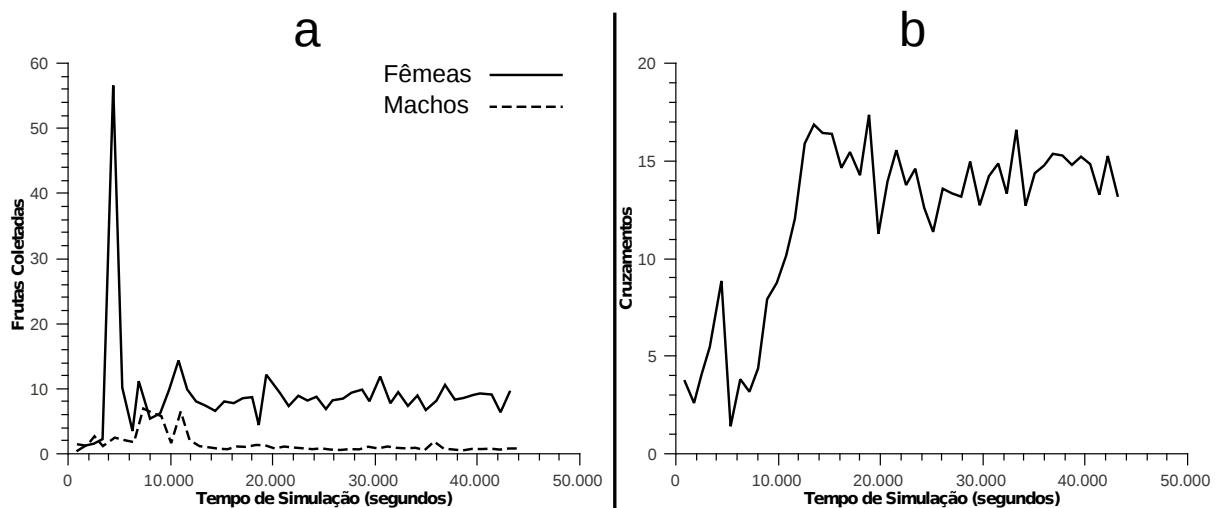


Figura 5.18: Número médio de frutas coletadas e cruzamentos a cada 15 minutos (900 segundos) de simulação. (a) O maior número de frutas coletadas pelos robôs fêmeas indica a tendência comportamental ao forrageamento. (b) Observe o aumento na quantidade de cruzamentos com o tempo. Isso mostra a preferência masculina por tal comportamento.

cruzamentos em outras três diferentes execuções da simulação. Observe que, até os 30.000 segundos de simulação na execução 1, as quantidades de frutas coletadas por robôs machos e fêmeas são aproximadamente as mesmas. Esse fato mostra que, na execução 1, os robôs de ambos os gêneros desenvolveram comportamentos de forrageamento similares. Entretanto, devido às necessidades energéticas das robôs fêmeas serem maiores que as necessidades dos robôs machos, o número de frutas coletadas pelas fêmeas estabilizou, enquanto os machos puderam melhorar seus comportamentos, coletando mais frutas durante seus maiores tempos de vida. Essa melhoria no comportamento de forrageamento masculino é observado aos 30.000 segundos. Quanto ao cruzamento, a primeira execução apresentou o comportamento de agrupamento, conforme mostrado na Figura 5.20. Análise similar é aplicada à segunda execução, exceto pelo fato de que o comportamento de cruzamento padrão observado foi o de fazer uma varredura local, rodando em torno de um eixo fora do corpo dos robôs (Figura 5.21). Esse comportamento ajuda a aumentar a probabilidade de cruzamento casual, isto é, nesse caso não foi possível observar comportamento de cruzamento intencional. Quanto à execução 3, é interessante notar a mudança de comportamento masculino que, como já discutido na análise da Figura 5.17, a princípio, não demonstrava grande interesse na coleta de frutas, exibindo tendência maior à reprodução e, após algum tempo, aumentou a busca por comida.

A observação do tamanho da população em um dado tempo junto com o número de frutas coletadas e o tempo de vida médio, mostra alguns aspectos do comportamento geral de toda a população. Note que há um pico no gráfico da Figura 5.18a antes da convergência ao redor de um certo valor menor. Analisando as figuras 5.16 e 5.18a no mesmo tempo aproximadamente

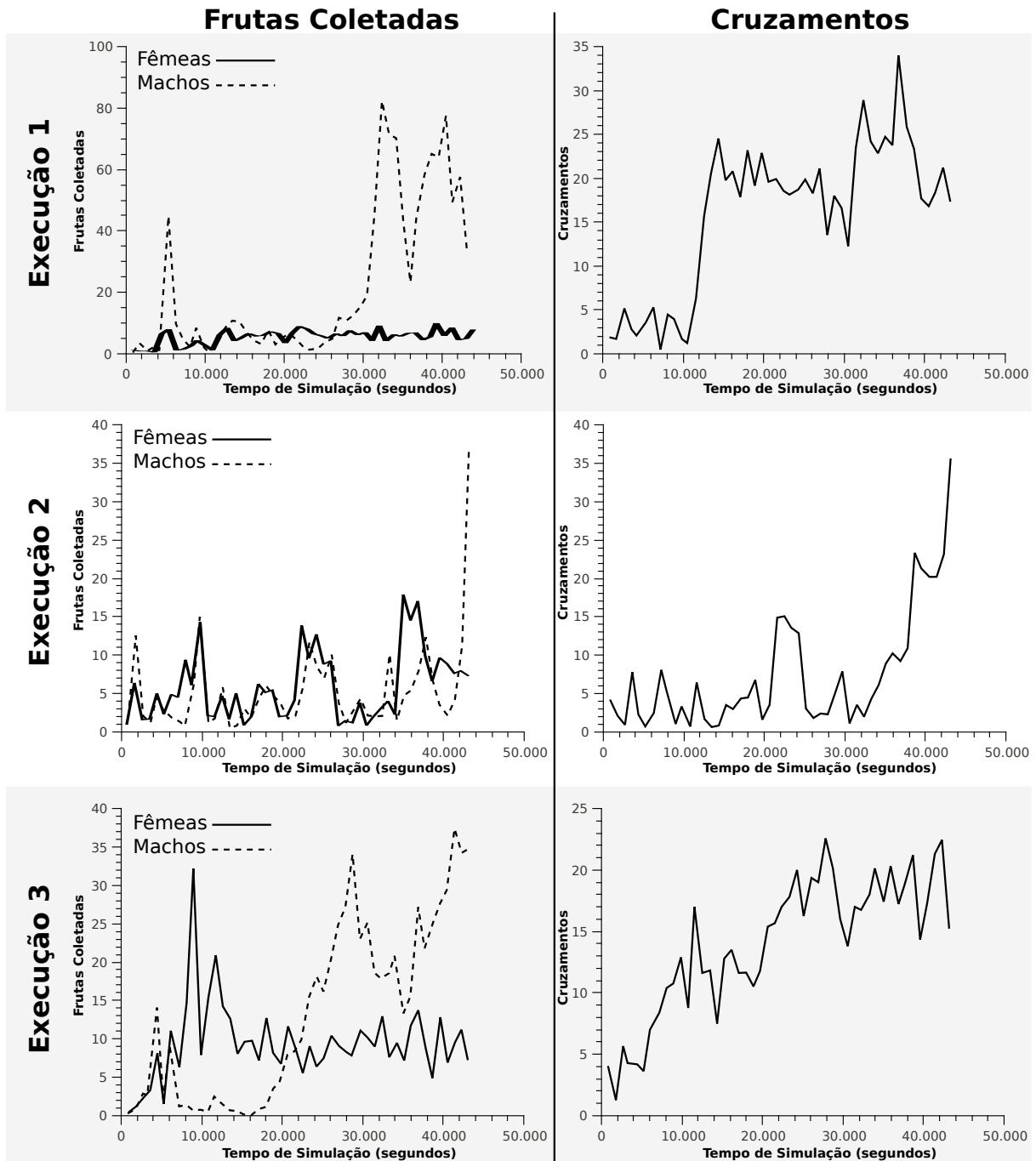


Figura 5.19: Número médio de frutas coletadas e cruzamentos a cada 15 minutos (900 segundos) de simulação em outras três diferentes execuções. Observe que, na terceira execução, o número de frutas coletadas por robôs machos aumenta aos 20.000 segundos de simulação. Este comportamento leva ao aumento do tempo de vida médio, como pode ser visto na Figura 5.17.

(por volta de 4000 segundos e 1 hora, respectivamente), pode-se ver que, quando os robôs aprendem a coletar frutas, existe um aumento no tempo médio de vida. Como descrito na Seção 5.3.1.1, o número de frutas colocadas no ambiente depende do número de robôs. Logo, um aumento no tempo de vida médio leva a um aumento populacional e, consequentemente, à redução dos recursos disponíveis, então reduzindo o número médio de frutas coletadas por



Figura 5.20: Formação de agrupamento de robôs. Esse comportamento aumenta a probabilidade de cruzamento.

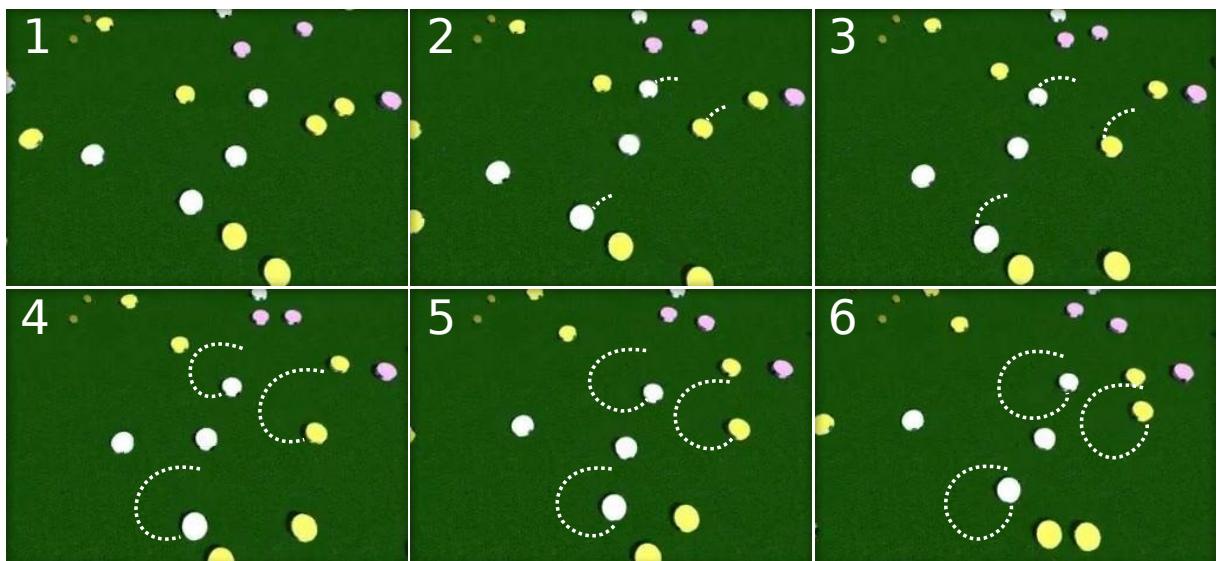


Figura 5.21: Comportamento de varredura. Esse comportamento aumenta a probabilidade de contato entre robôs, levando ao cruzamento. As linhas tracejadas mostram os caminhos percorridos pelos robôs.

robô. Como discutido na Seção 5.3.1.3, isso leva a um equilíbrio, prevenindo uma explosão populacional, como mostrado na Figura 5.22. Os gráficos dos tamanhos das populações para as outras três execuções são mostrados na Figura 5.23.

5.4 Considerações Finais

Na Seção 5.2, foi descrito um controlador para a geração de comportamentos em personagens virtuais de acordo com os princípios de emergência. Para tal, o controlador precisa ser capaz de adaptar-se ao corpo e ao ambiente, sendo dotado da capacidade de auto-organização, a fim de modificar-se no contato com o mundo, acoplando-se ao meio.

Visando um sistema com maior capacidade de auto-organização, o controlador foi

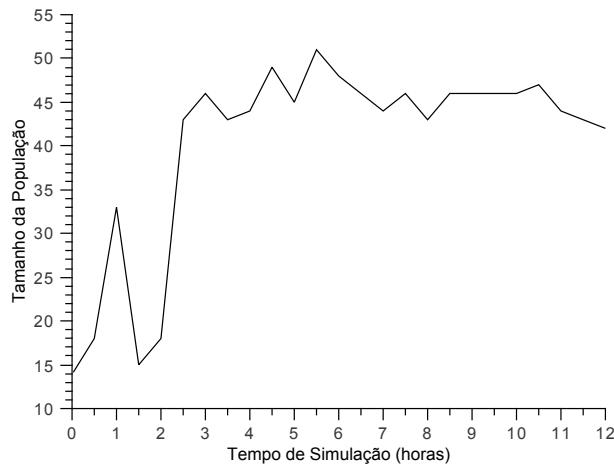


Figura 5.22: Tamanho da população a cada 30 minutos. Observe que, com 2,5 horas de simulação, a população aumenta para, aproximadamente, 45 indivíduos, e então é equilibrada ao redor desse número devido à escassez de recursos causada pelo grande número de robôs que desenvolveram o comportamento de forrageamento.

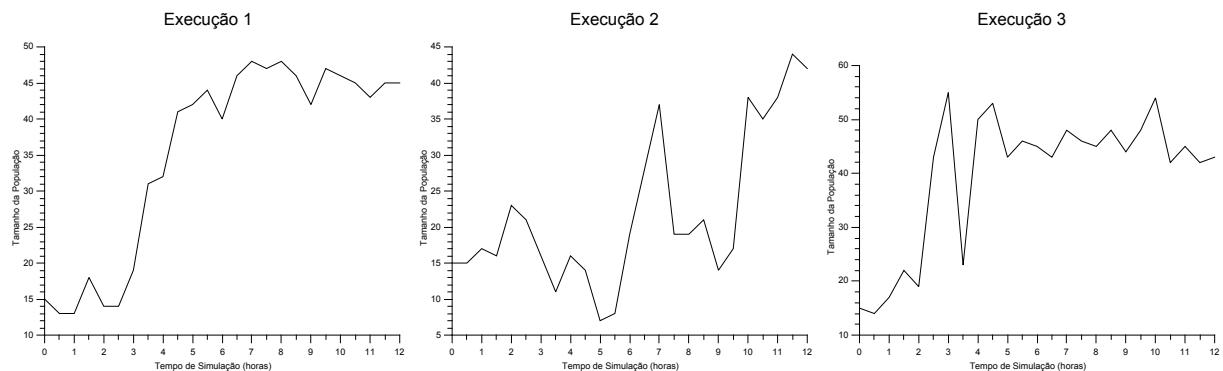


Figura 5.23: Tamanho da população a cada 30 minutos para outras três diferentes execuções.

projetado para ser apto a se modificar em duas escalas de tempo. O uso da neuromodulação permite a modificação da dinâmica durante o funcionamento do controlador, enquanto o algoritmo genético provê a adaptação através das gerações. De fato, essas técnicas simulam características encontradas na natureza pois, em cérebros animais, a neuromodulação está diretamente relacionada a funções de memória e indiretamente ao aprendizado. A evolução, inspirada na seleção natural, permite ainda que uma rede neuromodulada ajuste sua própria plasticidade, provendo a possibilidade da rede “aprender a aprender”.

As ferramentas utilizadas foram inspiradas naquelas apresentadas no Capítulo 4, sendo propostas adaptações visando a aplicação na geração de comportamentos em personagens virtuais. Um novo modo de codificação genética de redes neurais artificiais foi descrito, permitindo a evolução paramétrica e topológica das redes especificadas em simples vetores binários, permitindo a exploração em trabalhos futuros da evolução simultânea de múltiplas características do agente, como o corpo ou capacidades sensoriais, junto com o controlador em si.

Foram mostradas as capacidades do controlador aplicando-o ao comportamento de forrageamento de um robô virtual. O personagem foi capaz de aprender como usar seus próprios movimentos para compensar os dados sensoriais insuficientes a fim de alcançar o objetivo de coleta de frutas, exibindo um complexo comportamento de forrageamento consistindo de pequenas correções de posicionamento em direção ao objetivo. Vale ainda apontar que as ações neuromodulatórias demonstraram as vantagens de se dotar o controlador de vários graus de plasticidade, levando à emergência de estratégias mais elaboradas para varredura do ambiente na procura de alimentos.

Entretanto, com o uso de algoritmos genéticos, o robô apenas desenvolveu os comportamentos que solucionavam um problema definido de fora, através da função objetivo. Visando dotar os personagens com um maior grau de autonomia e, possivelmente, com maior riqueza comportamental, na Seção 5.3 foi descrito um sistema de vida artificial no qual os agentes desenvolveram múltiplos comportamentos autônomos, emergentes apenas da auto-organização da dinâmica do sistema.

O princípio de funcionamento foi baseado na seleção natural Darwiniana, através da simulação de reprodução sexuada em uma população de robôs virtuais dividida em gêneros masculino e feminino, provendo uma evolução guiada pelo ambiente, sem qualquer descrição de objetivos. Tal simulação foi possível fazendo-se a codificação da rede neural controladora em cromossomos (a mesma desenvolvida na Seção 5.2 para os algoritmos genéticos), os quais eram combinados para gerar um filho entre dois robôs de sexos diferentes que se encontravam no ambiente.

O sistema foi capaz de exibir diversos tipos de comportamentos, de acordo com as características dos robôs. Uma situação comum observada foi a emergência da tendência ao comportamento de acasalamento em robôs machos e ao comportamento de forrageamento em robôs fêmeas. Cada indivíduo exibiu ainda múltiplos comportamentos, tais como evitar colisões com muros e usar a visão adequadamente para alcançar seus próprios objetivos. Apesar de comportamentos diversos terem emergido em diferentes execuções da simulação, o sistema sempre se mostrou capaz de evoluir robôs que apresentassem estratégias para levar a um aumento do tempo de vida médio e do tamanho da população.

É importante observar ainda que, dessa forma, não apenas não há descrição de objetivos, como os mesmos se modificam pelas novas condições criadas pela própria evolução do sistema. Um exemplo é o aumento da competitividade entre os robôs, que pode gerar a necessidade de novas estratégias para garantir a manutenção do sistema. De fato, foi possível ainda observar explicitamente, em uma das simulações, a mudança de padrão comportamental

dos robôs.

Os resultados dos experimentos mostram que a auto-organização do sistema é capaz de produzir um acoplamento íntimo entre agente e ambiente, produzindo comportamentos naturais e com certa complexidade sem qualquer descrição *a priori*. Essa característica é claramente ilustrada pela estratégia desenvolvida pelos robôs para compensar seu aparato sensorial primitivo e ser capaz de encontrar a direção a um objeto, informação que não é provida originalmente pelos sensores. Entretanto, as simulações também mostram que os comportamentos obtidos são relativamente simples quando comparados àqueles demonstrados nos trabalhos de abordagem tradicional (Capítulo 3), sendo necessária ainda a criação de métodos para aumentar incrementalmente a complexidade do sistema de modo emergente.

As técnicas tradicionais podem produzir comportamentos com complexidade arbitrária usando modelos e fatos sobre a realidade cada vez mais detalhados, porém pagando o preço de obter algum nível de distanciamento do agente com respeito ao ambiente. Logo, um caminho possível a se seguir é o estudo da possibilidade de combinar ideias das abordagens tradicionais e emergentistas para alcançar as vantagens de ambos os lados.

Outro caminho para a obtenção de complexidade parte da observação de que, no ponto atual, é possível falar apenas em autonomia comportamental dos personagens. Para uma autonomia completa, definindo uma agência de fato (Capítulo 2), é necessária a construção de sistemas capazes de autonomia constitutiva. Pode-se atribuir a essa ausência, inclusive, o fato dos personagens não apresentarem modificação em seus comportamentos durante suas vidas, e sim apenas uma evolução na escala de tempo de gerações. Mesmo a estratégia apresentada pelas redes neuromoduladas não partem de um desenvolvimento pela experiência do agente, mas se tratam apenas de modificações causadas por uma condição ambiental “prevista” pelo algoritmo evolucionário, que leva sempre à ativação do mesmo tipo de modificação do padrão de movimentos ao ser identificada a escassez de frutas.

É importante ainda enfatizar as diferenças entre as contribuições do presente trabalho e aquelas apresentadas por outros trabalhos similares sobre emergência de comportamentos de personagens virtuais, em particular o PolyWorld (YAEGER, 1993) e o SOVEREIGN (GNADT; GROSSBERG, 2008). Assim como a Seção 5.3, o PolyWorld também apresenta uma proposta de evolução de comportamentos em uma população de personagens virtuais guiada por seleção natural, enquanto o SOVEREIGN propõe um modelo de córtex visual baseado em imagens obtidas a partir de uma câmera virtual posicionada no olho do personagem.

Apesar de também usar reprodução de personagens virtuais para evoluir comportamentos, existem algumas importantes diferenças entre a proposta da Seção 5.3 e o PolyWorld.

Além de aqui ser proposta uma nova codificação genética de RNAs, o principal contraste entre os dois trabalhos está na aplicação, pelo PolyWorld, de um primeiro estágio de algoritmo genético baseado em uma função de aptidão, enquanto aqui a emergência de comportamentos ocorre sem qualquer tipo de descrição de objetivos. A fase do AG do PolyWorld é empregada para evoluir uma população inicial de organismos com “um conjunto de comportamentos que permitam a eles repôr seus números através de nascimentos” (YAEGER, 1993), SBS (Seção 3.1.3). Também é importante notar que aqui foi utilizado um modelo de física mais preciso, bem como foram conduzidas simulações com robôs divididos em gêneros, permitindo a emergência de comportamentos mais complexos. Em resumo, a configuração dos experimentos apresentados no presente trabalho tornam possível o estudo de outros aspectos de comportamentos emergentes, demonstrando a influência das características do agente e do ambiente nos traços comportamentais obtidos.

Quanto ao SOVEREIGN, trata-se principalmente de uma proposta de córtex visual artificial para personagens virtuais. Os autores daquele estudo trabalharam duramente na modelagem de redes neurais baseadas em características do aparato visual animal. A imagem gerada pela câmera virtual é inicialmente pré-processada a fim de se extrair aspectos potencialmente importantes na tarefa realizada pelo agente, passando o resultado para módulos específicos que determinam forma e direção das dicas visuais a serem seguidas pelo personagem, cujas ações são determinadas por módulos subsequentes. No presente trabalho, a estrutura cerebral responsável pelo reconhecimento de imagem e geração de comportamento é completamente emergente, com sensores recebendo os valores das componentes vermelho, verde e azul dos pixels, traduzindo-as em movimentos adequados que levaram os robôs a se guiarem através do ambiente usando a própria visão.

6 CONCLUSÃO

6.1 Conceitos: Comportamento de personagens virtuais e as abordagens de Inteligência Artificial

Neste trabalho foi abordado o problema de geração de comportamentos autônomos naturais e realistas de personagens virtuais. É proposto que o comportamento natural é aquele coerente com o mundo, no sentido do personagem observado como uma entidade acoplada ao ambiente onde ele está localizado. A coerência se expressa em comportamentos inteligentes, como se o agente estivesse consciente de sua situação no mundo.

Baseando-se nessa ideia, infere-se que o comportamento de personagens autônomos deveria ser tratado como um fenômeno emergente. Essa abordagem vem dos estudos das novas perspectivas no campo da Inteligência Artificial, que levam a uma revisão da visão clássica de um personagem com controle centralizado pré-programado reativo, e propõe a construção de sistemas que possibilitem o estabelecimento de um laço sensório-motor acoplado às circunstâncias e ao ambiente, do qual há a emergência do comportamento. Defende-se que um comportamento natural é um fenômeno emergente do estabelecimento de uma dinâmica global de um sistema composto de mente, corpo e ambiente. Esse fenômeno é possibilitado pelo rico relacionamento entre os três elementos que, dotados de características plásticas, se modificam em relação a certos graus de liberdades e limitados a certas restrições, se direcionando a um acoplamento onde suas dinâmicas individuais passam a trabalhar de forma conjunta. Além disso, quando mais complexas as partes do sistema ficam, mais intrincadas são as dinâmicas e as relações entre elas, podendo refletir comportamentos emergentes ainda mais complexos.

Analizando os trabalhos de geração de comportamentos de personagens virtuais, foi possível perceber duas correntes paralelas no desenvolvimento do estudo pela comunidade científica, a modelagem em dois níveis e a abordagem emergentista. Nos resultados demonstrados pela primeira corrente, foi observado um certo nível de separação entre o comportamento exibido pelo personagem e o que era esperado para as condições ambientais nas quais ele estava inserido. Um dos principais fatores que contribuem para esse fato é a descrição da inteligência como um centro de controle independente do mundo. Tal paradigma, inclusive, acaba levando à necessidade de remodelagem comportamental para cada nova situação simulada. A abordagem emergentista, por sua vez, ao migrar da descrição cognitiva para a descrição do sistema completo capaz de favorecer o surgimento natural dos comportamentos, tenta se afastar das limitações relacionadas às técnicas de modelagem. Ao manter personagem e mundo conectados desde suas concepções, é esperada a redução do sentimento de distanciamento característico dos

comportamentos não naturais analisados.

O tipo de resultado obtido pela modelagem em dois níveis pode ser explicado pela inspiração nas técnicas representacionalistas de IA. Foi argumentado que a modelagem simbólica da mente não permite um significado genuíno do mundo ao personagem, levando à perda de naturalidade de seus comportamentos. Em tal abordagem, é necessária a predefinição externa de ações, ou seja, elas não estão localizadas na instância de fato vivida pelo agente. Desse modo, detalhes ambientais podem ser ignorados pelo agente, pois há o risco de serem esquecidos ou menosprezados durante a modelagem do controlador. Entretanto, não é justo dizer que comportamentos de alto nível não são o resultado de cálculos simbólicos em eventos do mundo. De fato, os trabalhos de modelagem em dois níveis tratam de comportamentos mais complexos, quando comparados aos emergentistas, baseando-se no modo como o ser humano maneja seu mundo. Portanto, não há tentativa aqui de negar inteligência baseada em símbolos, mas apenas sugerir que estruturas simbólicas na mente são também características emergentes a partir de agentes teleológicos, ou seja, vivendo um mundo com significado próprio. Enquanto não for possível obter essa composição, entretanto, parece justo avançar na geração de comportamentos de níveis mais altos combinando aspectos de ambas as técnicas.

6.2 Técnica: Implementando a emergência de comportamentos

O principal método adotado pelos trabalhos de abordagem emergentista tem sido o algoritmo genético. Através dessa técnica, embora o personagem realize suas ações levado apenas por suas dinâmicas internas em interação com o mundo no qual está inserido, ele não é levado por objetivos intrínsecos. Dado que tal instrumento implica no uso de uma função objetivo externamente definida, obtém-se como resultado o desenvolvimento de comportamentos limitados àqueles necessários à otimização da função projetada. Visando resolver essa questão, foi ainda investigada neste trabalho a dinâmica Darwiniana de seleção natural, através da simulação da reprodução sexuada de personagens virtuais. De fato, a técnica apresentada internalizou no ambiente os problemas para os quais o sistema deveria encontrar soluções, através de sua simples auto-organização, sem qualquer descrição explícita de ações ou objetivos.

A dinâmica comportamental dos personagens aqui explorada foi determinada por um controlador baseado em Redes Neurais Artificiais Contínuas. Essa ferramenta foi escolhida por prover alta capacidade de modificação estrutural, possuindo muitos graus de liberdade para possibilitar o devido acoplamento às condições corpóreas e ambientais nas quais está inserida. A fim de examinar o processo de adaptação através de algoritmos evolucionários, foi proposta ainda uma nova codificação genética para redes neurais. Essa codificação, além de mais simples

em relação a outras já estabelecidas, é suficientemente genérica para permitir uma evolução conjunta de outros aspectos dos personagens, como o corpo, utilizando-se apenas um algoritmo genético canônico. A mesma técnica possibilitou ainda o desenvolvimento do sistema baseado em reprodução simulada, mostrando-se robusto e permitindo o estudo do comportamento emergente e de suas características.

6.3 Resultados: Comportamento emergente e a sensibilidade ao mundo

Os resultados apresentados no presente trabalho mostram que a organização ambientada de um controlador plástico é de fato capaz de produzir um acoplamento íntimo entre o um personagem e o seu meio. Como consequência da abordagem adotada, foram obtidos comportamentos bastante coerentes com as capacidades dos agentes e as condições ambientais, com ou sem descrição de objetivos. Essa característica é claramente ilustrada com a estratégia desenvolvida pelos robôs virtuais para compensar um aparato visual primitivo e ser capaz de encontrar a direção a um objeto, mesmo não sendo essa informação originalmente provida pelos sensores. É importante destacar que, quando dotado de visão baseada em uma câmera virtual, o agente também foi capaz de “enxergar”, extraíndo dos *pixels* informações sobre posição e tipo de objeto visualizado, característica determinada pela cor. Essa visão também permitiu um comportamento mais sensível, refletindo o fato do robô estar sempre vendo algo e poder utilizar isso para uma locomoção mais efetiva pelo ambiente, tomando como guia os elementos distribuídos no mundo. A estrutura cerebral responsável por realizar tal tarefa também emergiu naturalmente, não havendo necessidade de qualquer tipo de “projeto de córtex visual”.

A fim de prover alguma capacidade de autoadaptação durante o tempo de vida, também foram realizados experimentos com redes dotadas de neuromodulação, aumentando o nível de plasticidade neural e possibilitando ao controlador novas maneiras de acoplamento ao corpo e ao ambiente. Tal aspecto, entretanto, não se mostrou necessário para a solução dos problemas enfrentados pelos robôs durante as simulações, não exibindo grandes vantagens evolucionárias. Como consequência, raramente observou-se atividade de modulação nos cérebros evoluídos. Ainda assim, quando presente, foi possível demonstrar a emergência de comportamentos interessantes e mais complexos. Vale salientar, entretanto, que as estratégias explícitas exibidas pelos robôs dotados de redes neuromoduladas nos experimentos envolvendo visão simplificada, foram simples mudanças comportamentais baseadas em condições ambientais “previstas” pelo processo evolucionário (por exemplo, região com fruta versus região sem fruta), não sendo possível dizer que houve uma adaptação da dinâmica baseada na experiência do personagem em tempo de vida. No caso dos robôs baseados em visão de câmera virtual, observou-se um comportamento

geral mais complexo, menos monótono, e uma leve melhora nos valores de avaliações (quando comparados com controladores evoluídos sem modulação), mas não apresentaram uma estratégia explícita que pudesse ser atribuída à dinâmica moduladora.

Nos experimentos com reprodução simulada, não foram descritos quaisquer objetivos para os robôs, sendo eles internos ao sistema como um todo. Pode-se dizer, inclusive, que os objetivos também são características emergentes nesses experimentos. Esse fato é evidenciado pelas mudanças comportamentais apresentadas pelos robôs em uma mesma execução de simulação. Entretanto, sem autonomia de constituição, os agentes não se desenvolvem, havendo a necessidade de um controle central acompanhando os elementos do sistema (por exemplo, inserindo um novo personagem no ambiente proveniente de um cruzamento). Sem desenvolvimento, não há surgimento de novos comportamentos e, portanto, os personagens não demonstram aprendizado durante a vida. É importante ainda notar que, da forma como os experimentos foram conduzidos, baseado em reprodução sexuada dos personagens, foi possível observar diferentes comportamentos de acordo com o gênero do robô, mesmo sendo todos eles dotados exatamente do mesmo tipo de controlador.

De modo geral, o avanço nos experimentos mostram que quanto maior a capacidade do personagem de se acoplar ao mundo, através de dinâmicas neurais e sensores mais complexos, de fato há a emergência de comportamentos mais naturais e interessantes sem qualquer necessidade de pré-definição, conforme esperado pela hipótese sugerida. Isso é facilmente observado, principalmente, nos movimentos dos robôs dotados de câmeras quando comparados aos dotados de sensores de distância.

Na Seção 2.3.3, discutiu-se o conceito de agência. Foi argumentado que um agente genuíno é definido pela regulação *ativa* de seu acoplamento ao ambiente a fim de manter suas condições de viabilidade. Nos experimentos realizados, o personagem não é capaz de se constituir, isto é, não é dotado de “autonomia constitutiva”, uma vez que sua constituição (corpo, sensores e cérebro) é fornecida pronta, não precisando ser construída e não sofrendo desconstrução, ou seja, é viável independente das condições. Apesar disso, foi possível demonstrar a obtenção de algum tipo de “autonomia comportamental” ao simular uma condição de precariedade do agente, ameaçando sua existência através da variável de energia. Descrito dessa forma, o sistema mostrou capacidade de se reorganizar e exibir a emergência de dinâmicas para sua automanutenção. Entretanto, apenas foi possível modificar estruturas (e, portanto, dinâmicas) por evolução, através das gerações, enquanto cada indivíduo se comportava de modo constante durante seu tempo de vida. Essa característica se deve à incapacidade de constituição de novas estruturas como resultado dos comportamentos, de tal forma que esses também sejam causados

pelas estruturas, em conformidade com o conceito de agência representado pela Figura 2.1. De fato, a criação de tal ciclo é o problema difícil da vida artificial ainda não resolvido.

Entretanto, é interessante observar a população de robôs no experimento de reprodução simulada como unidade. Ao iniciar a simulação, os robôs se movem desordenadamente e a população não consegue se manter, indo à extinção, havendo então a necessidade de criação de uma nova aleatoriamente. Ou seja, pode-se afirmar que, nesse momento, não há uma população de fato, pois não é possível identificar uma unidade na dinâmica dos indivíduos. Durante o processo, contudo, há uma auto-organização dos indivíduos dentro do ambiente no qual vivem, onde eles passam a se comportar para manter a existência do sistema populacional. Esse sistema, portanto, pode-se dizer autoconstituído, pois em nenhum momento, sua organização, como fêmeas preferindo frutas, machos preferindo fêmeas, formas de movimentos, entre outros, foi predefinida por fora. Importante ainda enfatizar a mudança no comportamento dos indivíduos de acordo com o estado do ambiente (escassez ou fartura de energia). Logo, em tal organização, não é mais necessário, ou mesmo correto, falar em convergência para um determinado comportamento que “resolve” um problema, mas sim que há um equilíbrio. Se esse equilíbrio for quebrado, é esperado que haja uma nova recomposição do sistema para continuar sua existência. Para um ambiente complexo e dinâmico, poderia então ser dito que a população aprende a viver em seu meio, pois se reorganiza para resistir às novas condições.

6.4 Trabalhos Futuros

A autonomia constitutiva é uma característica dos seres vivos diretamente relacionada à dinâmica de autopoiese. Para construir um agente autônomo de fato, portanto, seria possivelmente o caso de desenvolver essa dinâmica artificialmente, inclusive através de simulação de metabolismo (BARANDIARAN; MORENO, 2008). Porém, Barandiaran, Di Paolo e Rohde (2009) abrem uma nova perspectiva ao apontar:

(...) aterramento da individualidade e condições de normatividade em organização biológica (...) também tem retirado a atenção de uma via de pesquisa quase inexplorada: a possibilidade de emergência de um novo nível de autonomia no domínio do comportamento ou da neurodinâmica. A regulação adaptativa de comportamento não precisa ser exclusivamente subordinada às restrições de viabilidade impostas pelas ‘condições de sobrevivência’ biológicas. Ao invés disso, ela pode ser igualmente governada pela necessidade de manutenção neurodinâmica e organização comportamental em termos de hábitos de automanutenção, coerência de

comportamentos, estabilidade ‘psicodinâmica’, etc (BARANDIARAN; DI PAOLO; ROHDE, 2009, p. 382).

Ou seja, talvez a construção de um agente de fato passe pela construção de uma espécie de “autonomia constitutiva lógica”. Dessa forma, a solução para o problema de um personagem genuinamente autônomo e, consequentemente, capaz de demonstrar comportamentos coerentes e tão complexos quanto necessários ao seu mundo, passa pela definição de uma dinâmica de controle cuja manutenção do funcionamento seja consequência de suas próprias ações (comportamentos).

Uma ferramenta ainda pouco explorada em controladores de personagens virtuais são as redes neurais de disparo (*Spiking Neural Networks*). A investigação de tal rede nesse domínio se mostra significativa por dois motivos principais: a dinâmica dos neurônios é mais semelhante à sua equivalente biológica e o modelo permite um melhor tratamento individual das células, o que pode ser interessante para a ideia do laço de constituição lógica.

Em uma *Spiking Neural Network*, cada célula pode modificar o seu comportamento de acordo com as condições de estímulo de sua vizinhança. Isto é, um neurônio pode desligar ou ligar sinapses, modificando seu ambiente e, com isso, gerar um novo padrão de disparos. Além disso, atrelando o gasto energético à ativação individual, relaciona-se o nível de energia à dinâmica de cada célula. Assim, pode haver uma regulação local da rede, levando a novos padrões neurais que, ou sejam menos custosos (reduzindo taxas de disparo, por exemplo), ou levem o personagem a adquirir mais energia. Um algoritmo evolucionário pode ser o responsável por definir os parâmetros do comportamento neural.

É importante enfatizar também que mais neurônios ativos, embora implique em maior gasto energético, também tende a aumentar a complexidade no movimento do personagem. Se essa complexidade significar um melhor comportamento, para o mesmo poder extrair mais recursos do ambiente que possam suprir sua nova necessidade energética, tem-se a manutenção da viabilidade da dinâmica mais cara de ativação. Caso esse objetivo seja atingido, é possível que a rede neural continue explorando formas dinâmicas mais custosas, que possivelmente proverá novos comportamentos mais complexos e assim por diante. Esse laço lógico, onde o comportamento do personagem implica em energia e essa, por sua vez, possibilita o comportamento que a obteve, assemelha-se à ideia da autopoiese e autonomia constitutiva.

Observe que essa ideia se beneficiaria de uma rede cuja estrutura se modificasse durante seu funcionamento, criando e retirando neurônios e sinapses, nos moldes das redes discutidas na Seção 4.2.2. O desenvolvimento neural geraria novas relações entre as células e,

consequentemente, novas possibilidades de comportamento. Ou seja, estruturas poderiam se desenvolver como resultado de seu próprio comportamento. Entretanto, ainda é necessário um grande avanço nos estudos relativos à evolução desse tipo de rede.

Além do estudo de novas dinâmicas para controladores, ainda há espaço para explorar as possibilidades das técnicas apresentadas aqui. É necessário verificar que outros tipos de comportamentos podem ser obtidos com o controlador proposto. Os experimentos realizados no presente trabalho foram todos relacionados ao forrageamento, sendo preciso ainda estudar como se dará a aplicação da ideia em domínios de comportamento onde energia não é um elemento explícito. Entretanto, parece uma abordagem promissora, por exemplo, em simulação de multidões, pois a interação entre os personagens exerce um papel importante na qualidade desse tipo de animação, e esse é um aspecto obtido diretamente pelos métodos propostos (principalmente envolvendo a visão baseada em câmera) dados os reflexos da complexidade ambiental nos comportamentos emergentes.

Uma outra possibilidade de estudo seria verificar uma abordagem híbrida entre a modelagem comportamental e auto-organização de um sistema. Partindo de movimentos complexos de alto nível (como andar, sentar, chutar, etc.) já pré-modelados, pode-se investigar a auto-organização dessas ações entre si, de onde seria esperada a emergência de um novo nível mais alto de comportamento. Apesar do resultado geral inevitavelmente ainda se mostrar como uma simples composição de movimentos, dessa forma é possível gerar comportamentos com maior imprevisibilidade e localidade e, consequentemente, em um ambiente virtual povoado por personagens com tal grau de autonomia, seria possível observar um comportamento populacional mais rico que o tipo gerado por uma abordagem tradicional pura em dois níveis. Além disso, não seria necessário o detalhado estudo das causas e consequências dos movimentos, podendo um mesmo sistema se adaptar a várias diferentes situações simuladas. Ganha-se também a possibilidade de ter personagens que aprendam a reagir a novos contextos com os quais eles se deparem em um ambiente mais dinâmico, com constantes modificações.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ADAMI, C.; BROWN, C. T.; KELLOGG, W. Evolutionary learning in the 2D artificial life system "Avida". In: *Artificial Life IV*. [S.l.]: MIT Press, 1994. p. 377–381.
- ANDERSON, M. L. Embodied cognition: A field guide. *Journal of Artificial Intelligence*, v. 149, p. 91–130, 2003.
- ARBIB, M. A. *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*. 2nd. ed. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2002. ISBN 0262011484.
- ASTOR, J. C.; ADAMI, C. A developmental model for the evolution of artificial neural networks. *Artif. Life*, MIT Press, Cambridge, MA, USA, v. 6, n. 3, p. 189–218, 2000. ISSN 1064-5462.
- BALAAM, A. J. *Exploring developmental dynamics in evolved neural network controllers*. Tese (Doutorado) — School of Science and Technology, University of Sussex, 2006.
- BALDWIN, M. J. A New Factor In Evolution. *American Naturalist*, v. 30, p. 441–457, 536–554+, 1896.
- BARANDIARAN, X.; MORENO, A. Adaptivity: From metabolism to behavior. *Adaptive Behavior - Animals, Animats, Software Agents, Robots, Adaptive Systems*, Sage Publications, Inc., Thousand Oaks, CA, USA, v. 16, n. 5, p. 325–344, out. 2008. ISSN 1059-7123.
- BARANDIARAN, X. E.; DI PAOLO, E.; ROHDE, M. Defining agency: Individuality, normativity, asymmetry, and spatio-temporality in action. *Adaptive Behavior - Animals, Animats, Software Agents, Robots, Adaptive Systems*, Sage Publications, Inc., Thousand Oaks, CA, USA, v. 17, n. 5, p. 367–386, out. 2009. ISSN 1059-7123.
- BAYNES, K.; BOHMAN, J.; MCCARTHY, T. *After Philosophy: End or Transformation?* [S.l.]: MIT Press, 1986. ISBN 9780262521130.
- BEER, R. D. On the dynamics of small continuous-time recurrent neural networks. *Adaptive Behavior*, SAGE Publications, v. 3, n. 4, p. 469–509, 1995.
- BELEW, R. K.; KAMMEYER, T. E. Evolving aesthetic sorting networks using developmental grammars. In: FORREST, S. (Ed.). *Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms, Urbana-Champaign, IL, USA, June 1993*. [S.l.]: Morgan Kaufmann, 1993. p. 629.
- BODEN, M. *A guide to recurrent neural networks and backpropagation*. [S.l.], 2002.
- BREDECHE, N.; MONTANIER, J.-M. Environment-driven Embodied Evolution in a Population of Autonomous Agents. In: *Parallel Problem Solving From Nature*. [S.l.: s.n.], 2010. p. 290–299.
- BREDECHE, N.; MONTANIER, J.-M. Environment-driven Open-ended Evolution with a Population of Autonomous Robots. In: *Evolving Physical Systems Workshop*. East Lansing, United States: [s.n.], 2012.
- BREDECHE, N.; MONTANIER, J.-M.; LIU, W.; WINFIELD, A. Environment-driven Distributed Evolutionary Adaptation in a Population of Autonomous Robotic Agents. *Mathematical and Computer Modelling of Dynamical Systems*, Taylor & Francis, v. 18, n. 1, p. 101–129, 2012.

- BROOKS, R. A. Intelligence without representation. *Artificial Intelligence*, v. 47, n. 1-3, p. 139–159, 1991.
- BUSH, D.; PHILIPPIDES, A.; HUSBANDS, P.; O'SHEA, M. Investigating STDP and LTP in a Spiking Neural Network. In: . [S.l.: s.n.], 2006. p. 323–334.
- CHAUMONT, N.; EGLI, R.; ADAMI, C. Evolving virtual creatures and catapults. *Artificial Life*, v. 13, p. 139–157, 2007.
- DA ROLD, F.; PETROSINO, G.; PARISI, D. Male and female robots. *Adaptive Behavior - Animals, Animats, Software Agents, Robots, Adaptive Systems*, Sage Publications, Inc., Thousand Oaks, CA, USA, v. 19, n. 5, p. 317–334, out. 2011. ISSN 1059-7123.
- DARWIN, C. *The Origin of Species*. [S.l.]: John Murray, 1859.
- DAVIES, N. P.; MEHDI, Q. H.; GOUGH, N. E. A framework for implementing deliberative agents in computer games. In: *ECMS 2006 Proceedings*. [S.l.]: European Council for Modeling and Simulation, 2006. (20th European Conference on Modelling and Simulation), p. 627–632.
- DI PAOLO, A. Autopoiesis, adaptivity, teleology, agency. *Phenomenology and the Cognitive Sciences*, v. 4, p. 429–452, 2005.
- DI PAOLO, E. Evolving spike-timing-dependent plasticity for single-trial learning in robots. *Phil. Trans. R. Soc. Lond. A.*, v. 361, p. 2299–2319, 2003.
- DI PAOLO, E. A. Organismically-inspired robotics: homeostatic adaptation and teleology beyond the closed sensorimotor loop. In: MURASE, K.; ASAKURA, T. (Ed.). *Dynamical Systems Approach to Embodiment and Sociality*. Adelaide, Australia: Advanced Knowledge International, 2003. p. 19–42.
- D'MELLO, S.; FRANKLIN, S. Computational modeling/cognitive robotics complements functional modeling/experimental psychology. *New Ideas in Psychology*, v. 29, n. 3, p. 217 – 227, 2011. ISSN 0732-118X. Special Issue: Cognitive Robotics and Reevaluation of Piaget Concept of Egocentrism.
- DREYFUS, H. L. Why heideggerian AI failed and how fixing it would require making it more heideggerian. *Artif. Intell.*, Elsevier Science Publishers Ltd., Essex, UK, v. 171, n. 18, p. 1137–1160, dez. 2007. ISSN 0004-3702.
- EGBERT, M. D.; BARANDIARAN, X. E. Quantifying normative behaviour and precariousness in adaptive agency. *Advances in Artificial Life, Proceedings of the 11th European Conference on Artificial Life, ECAL 11*, MIT Press, Cambridge, MA, USA, p. 210–218, 2011.
- FELLOUS, J.-M.; LINSTER, C. Computational models of neuromodulation. *Neural Computation*, v. 10, n. 4, p. 771–805, 1998.
- FROESE, T.; VIRGO, N.; IKEGAMI, T. Life as a process of open-ended becoming: Analysis of a minimal model. *Advances in Artificial Life, Proceedings of the 11th European Conference on Artificial Life, ECAL 11*, MIT Press, Cambridge, MA, USA, p. 250–257, 2011.
- FROESE, T.; ZIEMKE, T. Enactive artificial intelligence: Investigating the systemic organization of life and mind. *Journal of Artificial Intelligence*, v. 173, p. 466–500, 2009.

- FUNGE, J.; TU, X.; TERZOPOULOS, D. Cognitive modeling: knowledge, reasoning and planning for intelligent characters. In: *SIGGRAPH '99: Proceedings of the 26th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*. New York, NY, USA: ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., 1999. p. 29–38. ISBN 0-201-48560-5.
- GARCÍA-ROJAS, A.; VEXO, F.; THALMANN, D. Semantic representation of individualized reaction movements for virtual humans. *IJVR*, v. 6, n. 1, p. 25–33, 2007.
- GHOSH-DASTIDAR, S.; ADELI, H. Spiking neural networks. *Int. J. Neural Syst.*, v. 19, n. 4, p. 295–308, 2009.
- GNADT, W.; GROSSBERG, S. Sovereign: An autonomous neural system for incrementally learning planned action sequences to navigate towards a rewarded goal. *Neural Networks*, v. 21, n. 5, p. 699–758, 2008.
- GOERTZEL, B.; LIAN, R.; AREL, I.; GARIS, H. de; CHEN, S. A world survey of artificial brain projects, part II: Biologically inspired cognitive architectures. *Neurocomput.*, Elsevier Science Publishers B. V., Amsterdam, The Netherlands, The Netherlands, v. 74, p. 30–49, December 2010. ISSN 0925-2312.
- GUTIERREZ, D.; FRISCHER, B.; CEREZO, E.; SERÓN, F. AI and virtual crowds: Populating the colosseum. *Journal of Cultural Heritage*, Elsevier Masson SAS., v. 8, n. 2, p. 176–185, 2007.
- HAMMING, R. W. Error Detecting and Error Correcting Codes. *Bell System Technical Journal*, v. 26, n. 2, p. 147–160, 1950.
- HARNAD, S. The symbol grounding problem. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, Elsevier Science Publishers B. V., Amsterdam, v. 42, n. 1-3, p. 335–346, 1990.
- HASE, K.; MIYASHITA, K.; OK, S.; ARAKAWA, Y. Human gait simulation with a neuromusculoskeletal model and evolutionary computation. *Journal of Visualization and Computer Animation*, v. 14, n. 2, p. 73–92, 2003.
- HASE, K.; MIYASHITA, K.; OK, S.; ARAKAWA, Y. Human gait simulation with a neuromusculoskeletal model and evolutionary computation. *The Journal of Visualization and Computer Animation*, John Wiley & Sons, Ltd., v. 14, n. 2, p. 73–92, 2003.
- HAUGELAND, J. *Artificial intelligence: the very idea*. Cambridge, MA, USA: Massachusetts Institute of Technology, 1985. ISBN 0-262-08153-9.
- HEBB, D. O. *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*. [S.l.]: Wiley, 1949. ISBN 0805843000.
- HEINIMÄKI, T. J.; VANHATUPA, J.-M. Implementing artificial intelligence: a generic approach with software support. *Proceedings of the Estonian Academy of Sciences*, MIT Press, v. 62, n. 1, p. 27–38, 2013.
- HUSBANDS, P.; SMITH, T.; JAKOBI, N.; O'SHEA, M. Better Living Through Chemistry: Evolving GasNets for Robot Control. *Connection Science*, v. 10, n. 4, p. 185–210, 1998.
- IZHIKEVICH, E. M. Simple model of spiking neurons. *IEEE Transactions on Neural Networks*, v. 14, n. 6, p. 1569–1572, 2003.

- JAEGHER, H. D.; DI PAOLO, E. Making sense in participation. an enactive approach to social cognition. In: MORGANTI, F.; CARASSA, A.; RIVA, G. (Ed.). *Enacting intersubjectivity: A cognitive and social perspective to the study of interactions.* [S.I.]: IOS Press, 2008. p. 33 – 47.
- KARAMOUZAS, I.; OVERMARS, M. Simulating and evaluating the local behavior of small pedestrian groups. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, IEEE Computer Society, Los Alamitos, CA, USA, v. 18, n. 3, p. 394–406, 2012. ISSN 1077-2626.
- KLAUS; MAINZER. From embodied mind to embodied robotics: Humanities and system theoretical aspects. *Journal of Physiology-Paris*, v. 103, n. 3-5, p. 296 – 304, 2009. ISSN 0928-4257.
- LEHMAN, J.; STANLEY, K. O. Abandoning objectives: Evolution through the search for novelty alone. *Evol. Comput.*, MIT Press, Cambridge, MA, USA, v. 19, n. 2, p. 189–223, jun. 2011. ISSN 1063-6560.
- LOUZOUN, Y.; ATLAN, H. The emergence of goals in a self-organizing network: A non-mentalist model of intentional actions. *Neural Netw.*, Elsevier Science Ltd., Oxford, UK, UK, v. 20, n. 2, p. 156–171, mar. 2007. ISSN 0893-6080.
- MALSBURG, C. von der. Self-organization of orientation-sensitive cells in the striate cortex. *Kybernetik*, v. 15, p. 85–100, 1973.
- MATTIUSSI, C.; FLOREANO, D. Analog Genetic Encoding for the Evolution of Circuits and Networks. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, IEEE, v. 11, n. 5, p. 596–607, 2007. ISSN 1089-778X.
- MATURANA, H. R.; VARELA, F. J. *Autopoiesis and Cognition: The Realization of the Living.* [S.I.]: Reidel, 1980. xxx, 141 p.
- MCCARTHY, J.; HAYES, P. J. Some philosophical problems from the standpoint of artificial intelligence. *Machine Intelligence*, v. 4, p. 463–502, 1969.
- MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. Neurocomputing: foundations of research. In: ANDERSON, J. A.; ROSENFELD, E. (Ed.). Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1988. cap. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, p. 15–27. ISBN 0-262-01097-6.
- MIRANDA, F. R.; JR., J. E. K.; HERNANDEZ, E. D. M.; NETTO, M. L. An artificial life approach for the animation of cognitive characters. *Computers & Graphics*, v. 25, n. 6, p. 955–964, 2001.
- MONDADA, F.; FRANZI, E.; GUIGNARD, A. The Development of Khepera. In: *Experiments with the Mini-Robot Khepera, Proceedings of the First International Khepera Workshop.* [S.I.: s.n.], 1999. (HNI-Verlagsschriftenreihe, Heinz Nixdorf Institut), p. 7–14.
- MORSE, A. F.; HERRERA, C.; CLOWES, R.; MONTEBELLINI, A.; ZIEMKE, T. The role of robotic modelling in cognitive science. *New ideas in psychology*, Elsevier, v. 29, n. 3, p. 312–324, 2011.
- MUSSE, S. R.; THALMANN, D. Hierarchical model for real time simulation of virtual human crowds. *Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions on*, v. 7, n. 2, p. 152–164, 2001.

- NIV, Y.; JOEL, D.; MEILIJSON, I.; RUPPIN, E. Evolution of reinforcement learning in uncertain environments: a simple explanation for complex foraging behaviors. *Adapt. Behav.*, MIT Press, Cambridge, MA, USA, v. 10, n. 1, p. 5–24, 2002. ISSN 1059-7123.
- NOGUEIRA, Y. L. B.; VIDAL, C. A.; CAVALCANTE-NETO, J. B. A nervous system model for direct dynamics animation control based on evolutionary computation. In: *SAC '08: Proceedings of the 2008 ACM symposium on Applied computing*. New York, NY, USA: ACM, 2008. p. 1793–1800. ISBN 978-1-59593-753-7.
- OJA, E. Simplified neuron model as a principal component analyzer. *Journal of Mathematical Biology*, v. 15, n. 3, p. 267–273, 1982.
- OK, S.; KIM, D. Evolution of the cpg with sensory feedback for bipedal locomotion. In: WANG, L.; 0001, K. C.; ONG, Y.-S. (Ed.). *ICNC (2)*. [S.l.]: Springer, 2005. (Lecture Notes in Computer Science, v. 3611), p. 714–726. ISBN 3-540-28325-0.
- OROZCO, H.; RAMOS, F.; RAMOS, M.; THALMANN, D. An action selection process to simulate the human behavior in virtual humans with real personality. *The Visual Computer*, Springer Berlin / Heidelberg, v. 27, p. 275–285, 2011. ISSN 0178-2789.
- PALMER, M. E. Evolved neurogenesis and synaptogenesis for robotic control: the l-brain model. In: *Proceedings of the 13th annual conference on Genetic and evolutionary computation*. New York, NY, USA: ACM, 2011. (GECCO '11), p. 1515–1522.
- PALMER, M. E.; CHOU, A. K. An artificial visual cortex drives behavioral evolution in co-evolved predator and prey robots. In: *Proceedings of the fourteenth international conference on Genetic and evolutionary computation conference companion*. New York, NY, USA: ACM, 2012. (GECCO Companion '12), p. 361–364. ISBN 978-1-4503-1178-6.
- PANZOLI, D.; FREITAS, S. de; DUTHEN, Y.; LUGA, H. The cortexionist architecture: behavioural intelligence of artificial creatures. *Vis. Comput.*, Springer-Verlag New York, Inc., Secaucus, NJ, USA, v. 26, p. 353–366, May 2010. ISSN 0178-2789.
- PFEIFER, R.; IIDA, F.; BONGARD, J. New robotics: Design principles for intelligent systems. *Artificial Life*, January 2005, v. 11, p. 1–2, 2005.
- PILAT, M. L.; JACOB, C. Evolution of vision capabilities in embodied virtual creatures. In: *Proceedings of the 12th annual conference on Genetic and evolutionary computation*. New York, NY, USA: ACM, 2010. (GECCO '10), p. 95–102. ISBN 978-1-4503-0072-8.
- PINA, A.; SERÓN, F.; CEREZO, E.; GUTIERREZ, D. ALVW: an alife behaviour modelling system. *Kybernetes*, Emerald Group Publishing Limited., v. 35, n. 9, p. 1431–1451, 2006. ISSN 0368-492X.
- RAY, T. S. An approach to the synthesis of life. *Artificial Life II*, p. 371–408, 1991.
- REYNOLDS, C. W. Flocks, herds, and schools: A distributed behavioral model. *Computer Graphics*, p. 25–34, 1987.
- RISI, S.; HUGHES, C. E.; STANLEY, K. O. Evolving plastic neural networks with novelty search. *Adaptive Behavior - Animals, Animats, Software Agents, Robots, Adaptive Systems*, Sage Publications, Inc., Thousand Oaks, CA, USA, v. 18, n. 6, p. 470–491, 2010. ISSN 1059-7123.

- ROSENBLATT, F. *The Perceptron, a Perceiving and Recognizing Automaton Project Para.* [S.I.]: Cornell Aeronautical Laboratory, 1957. (Cornell Aeronautical Laboratory report).
- SANGER, T. D. Optimal unsupervised learning in a single-layer linear feedforward neural network. *Neural Networks*, v. 2, p. 459–473, 1989.
- SCHNEIDER, M. O.; ROSA, J. L. G. Application and development of biologically plausible neural networks in a multiagent artificial life system. *Neural Comput. Appl.*, Springer-Verlag, London, UK, v. 18, n. 1, p. 65–75, 2009. ISSN 0941-0643.
- SCHRUM, J.; MIIKKULAINEN, R. Evolving agent behavior in multiobjective domains using fitness-based shaping. In: *Proceedings of the 12th annual conference on Genetic and evolutionary computation*. New York, NY, USA: ACM, 2010. (GECCO '10), p. 439–446. ISBN 978-1-4503-0072-8.
- SEARLE, J. R. Minds, brains, and programs. *Behavioral and Brain Sciences*, v. 3, p. 417–424, 1980.
- SHAO, W.; TERZOPoulos, D. Autonomous pedestrians. *Graph. Models*, Academic Press Professional, Inc., San Diego, CA, USA, v. 69, n. 5-6, p. 246–274, 2007. ISSN 1524-0703.
- SIMS, K. Evolving 3D morphology and behavior by competition. *Artificial Life*, MIT Press, Cambridge, MA, USA, v. 1, n. 4, p. 353–372, 1994. ISSN 1064-5462.
- SIMS, K. Evolving virtual creatures. In: *Proceedings of the 21st Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, SIGGRAPH 1994*. [S.I.]: ACM, 1994. p. 15–22. ISBN 0-89791-667-0.
- SOLTOGGIO, A.; BULLINARIA, J.; MATTIUSI, C.; DÜRR, P.; FLOREANO, D. Evolutionary advantages of neuromodulated plasticity in dynamic, reward-based scenarios. In: BULLOCK, S.; NOBLE, J.; WATSON, R.; BEDAU, M. A. (Ed.). *Artificial Life XI: Proceedings of the Eleventh International Conference on the Simulation and Synthesis of Living Systems*. [S.I.]: MIT Press, Cambridge, MA, 2008. p. 569–576.
- SOLTOGGIO, A.; DÜRR, P.; MATTIUSI, C.; FLOREANO, D. Evolving neuromodulatory topologies for reinforcement learning-like problems. In: *In: Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC*. [S.I.: s.n.], 2007.
- STANLEY, K. O.; MIIKKULAINEN, R. Evolving neural networks through augmenting topologies. *Evolutionary Computation*, v. 10, n. 2, p. 99–127, 2002.
- TERZOPoulos, D. Artificial life and biomechanical simulation of humans. *Digital Human Symposium 2009*, p. 8–13, 2009.
- VARELA, F. J. *Principles of Biological Autonomy*. [S.I.]: North Holland, 1979.
- VARELA, F. J. Autopoiesis and a biology of intentionality. In: MCMULLIN, B. (Ed.). *Autopoiesis and Perception*. [S.I.: s.n.], 1992. p. 4–14.
- VARELA, F. J.; THOMPSON, E.; ROSCH, E. *The embodied mind: Cognitive science and human experience*. Cambridge: MIT Press, 1991.

- WALKER, J. C. The evolution of optimal foraging strategies in populations of digital organisms. In: *Proceedings of the 13th annual conference on Genetic and evolutionary computation*. New York, NY, USA: ACM, 2011. (GECCO '11), p. 203–210. ISBN 978-1-4503-0557-0.
- WATSON, R. A.; FICICI, S. G.; POLLACK, J. B. Embodied evolution: Distributing an evolutionary algorithm in a population of robots. *Robotics and Autonomous Systems*, Elsevier Science, v. 39, n. 1, p. 1–18, April 2002.
- WEBER, A.; VARELA, F. J. Life after Kant: Natural purposes and the autopoietic foundations of biological individuality. *Phenomenology and the Cognitive Sciences*, v. 1, p. 97–125, 2002.
- WHITING, J. S.; DINERSTEIN, J.; EGBERT, P. K.; VENTURA, D. Cognitive and behavioral model ensembles for autonomous virtual characters. *Computational Intelligence*, v. 26, n. 2, p. 142–159, 2010.
- WHITLEY, D. A genetic algorithm tutorial. *Statistics and Computing*, v. 4, p. 65–85, 1994.
- YAEGER, L. Computational genetics, physiology, metabolism, neural systems, learning, vision, and behavior or polyworld: Life in a new context. In: *Artificial Life III, Vol. XVII of SFI Studies in the Sciences of Complexity, Santa Fe Institute*. [S.l.]: Addison-Wesley, 1993. p. 263–298.
- ZAHORIK, P.; JENISON, R. L. Presence as being-in-the-world. *Presence: Teleoper. Virtual Environ.*, MIT Press, Cambridge, MA, USA, v. 7, p. 78–89, February 1998. ISSN 1054-7460.
- ZHANG, M.; ZHAO, S.; WANG, X. A hybrid self-adaptive genetic algorithm based on sexual reproduction and baldwin effect for global optimization. In: *Proceedings of the Eleventh conference on Congress on Evolutionary Computation*. Piscataway, NJ, USA: IEEE Press, 2009. (CEC'09), p. 3087–3094. ISBN 978-1-4244-2958-5.
- ZIEMKE, T.; THIEME, M. Neuromodulation of Reactive Sensorimotor Mappings as a Short-Term Memory Mechanism in Delayed Response Tasks. *Adaptive Behavior*, v. 10, n. 3-4, p. 185–199, 2002.