



Universidade Estadual de Feira de Santana
Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada

Emergência de Comunicação Corporal Monomodal entre Agentes Robóticos

Moab Rodrigues de Jesus

Feira de Santana

2018



Universidade Estadual de Feira de Santana
Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada

Moab Rodrigues de Jesus

Emergência de Comunicação Corporal Monomodal entre Agentes Robóticos

Dissertação apresentada à Universidade Estadual de Feira de Santana como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Computação Aplicada.

Orientador: Angelo Conrado Loula

Feira de Santana

2018

Ficha Catalográfica - Biblioteca Central Julieta Carteado - UEFS

J56e Jesus, Moab Rodrigues de
Emergência de comunicação corporal monomodal entre agentes
robóticos / Moab Rodrigues de Jesus . – 2018.
98 f.: il.

Orientador: Angelo Conrado Loula.
Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual de Feira de Santana,
Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada, 2018.

1. Modelagem computacional – Comunicação gestual. 2. Robótica. I.
Loula, Angelo Conrado, orient. II. Universidade Estadual de Feira de Santana.
III. Título.

CDU: 004:007.5

Moab Rodrigues de Jesus

Emergência de Comunicação Corporal Monomodal entre Agentes Robóticos

Dissertação apresentada à Universidade Estadual de Feira de Santana como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Computação Aplicada.

Feira de Santana, 08 de agosto de 2018

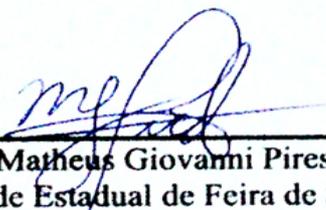
BANCA EXAMINADORA



Dr. Angelo Conrado Loula (Orientador)
Universidade Estadual de Feira de Santana



Dr. Ricardo Ribeiro Gudwin
UNICAMP



Dr. Matheus Giovanni Pires
Universidade Estadual de Feira de Santana

Resumo

Comunicação é um fenômeno complexo e diversificado pelo qual informações podem ser compartilhadas entre diferentes indivíduos. Seu surgimento e evolução não são completamente compreendidos, permanecendo como tema de estudo em aberto para a ciência. Por outro lado, a modelagem computacional da emergência de comunicação tem colaborado para avanços nas pesquisas. Estudos empíricos e teóricos indicam que a comunicação gestual foi precursora da comunicação falada em humanos, mas a modelagem computacional desta modalidade de comunicação ainda é incipiente. Neste trabalho buscamos modelar o processo de emergência de comunicação gestual utilizando robôs com limitado domínio sensorial, isto é, somente domínio monomodal, de modo que as características principais envolvidas no processo sejam evidenciadas e o processo de emergência seja mais facilmente compreendido. Utilizamos Robótica Evolutiva e Jogos de Linguagem para modelagem dos cenários experimentais e evolução dos robôs, e realizamos análises dos processos de representação envolvidos. Os resultados obtidos demonstraram que é possível emergir comunicação simbólica e icônica, mesmo em severas condições sensoriais, como é o caso das restrições presentes neste trabalho.

Palavras-chave: comunicação, gestos, robôs, robótica evolutiva

Abstract

Communication is a complex and diversified phenomenon by which information can be shared between different individuals. Its emergence and evolution are not completely understood, remaining as an open study in science. On the other hand, computational modeling of the emergence of communication has contributed to advances in research. Empirical and theoretical studies indicate that gestural communication was the precursor of spoken communication in humans, but the computational modeling of such mode of communication is still incipient. In this work we aim to model the emergence of gestural communication using robots with limited sensory domain, i.e., only monomodal domain, so that the main characteristics involved in the process are evidenced and the emergence process is better understood. We used Evolutionary Robotics and Language Games to model the experimental scenarios and evolution of robots, and performed an analysis of the representation processes involved. Results showed that it is possible to emerge symbolic and iconic communication, even in restricted sensory conditions, as is the case in this work.

Keywords: communication, gestures, robots, evolutionary robotics

Prefácio

Esta dissertação de mestrado foi submetida à Universidade Estadual de Feira de Santana (UEFS) como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Computação Aplicada.

A dissertação foi desenvolvido dentro do Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada (PGCA) tendo como orientador o Prof. Dr. **Angelo Conrado Loula**.

Esta pesquisa foi financiada pela Fapesb (Programa de Bolsas - N° 437/2017).

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, pois nos momentos mais difíceis, pude confiar e respirar tendo a certeza que Ele estava no controle de tudo.

Ao meu orientador Dr. Angelo Loula, pela oportunidade, paciência e instrução.

A minha família, meu pai Agenário, minha mãe Seilde (lalá) e meu irmão Marcos, pelo apoio incondicional.

Sumário

| | |
|--|-----------|
| Resumo | i |
| Abstract | ii |
| Prefácio | iii |
| Agradecimentos | iv |
| Sumário | vi |
| Lista de Figuras | ix |
| Lista de Abreviações | x |
| Lista de Símbolos | xi |
| 1 Introdução | 1 |
| 1.1 Objetivos | 3 |
| 2 Comunicação e Representação | 4 |
| 2.1 Comunicação Gestual | 4 |
| 2.2 Representação | 6 |
| 2.3 Semiótica de Peirce | 8 |
| 2.3.1 Ícone | 9 |
| 2.3.2 Índice | 10 |
| 2.3.3 Símbolo | 10 |
| 3 Evolução de Sistemas de Comunicação | 12 |
| 3.1 Modelagem Computacional de Emergência de Comunicação | 12 |
| 3.2 Robótica Evolutiva | 15 |
| 3.2.1 Algoritmos Evolutivos | 17 |
| 3.2.2 Redes Neurais Artificiais | 19 |
| 3.3 Trabalhos Relacionados | 21 |
| 4 Modelagem de Simulações em Domínio Monomodal | 24 |

| | | |
|----------|--|-----------|
| 4.1 | O Cenário | 24 |
| 4.1.1 | Forma, Organização e Arquitetura Cognitiva do Agente | 29 |
| 4.2 | Experimento | 32 |
| 4.2.1 | Aquisição de Dados | 33 |
| 4.2.2 | Rede Neural do Intérprete | 34 |
| 4.2.3 | Algoritmo Evolutivo | 39 |
| 5 | Simulações e Análise | 42 |
| 5.1 | Simulações Envolvendo Topologia de Rede A | 42 |
| 5.1.1 | Experimentos iniciais | 43 |
| 5.1.2 | Experimentos com objeto ruído | 52 |
| 5.2 | Simulações Envolvendo Topologia de Rede tipo B | 57 |
| 5.2.1 | Experimentos iniciais | 58 |
| 5.2.2 | Experimentos com objeto ruído | 64 |
| 5.3 | Discussão | 75 |
| 6 | Conclusão | 77 |
| 6.1 | Principais Contribuições | 78 |
| 6.2 | Pesquisas Futuras | 78 |
| | Referências Bibliográficas | 80 |

Lista de Figuras

| | | |
|------|--|----|
| 2.1 | Relação triádica do signo de Peirce. | 8 |
| 2.2 | Ilustração simplificada de uma casa. | 9 |
| 3.1 | O jogo de adivinhação consiste de alguns processos. Estes são apresentados na figura. Os processos do falante estão na esquerda, enquanto os processos do ouvinte/intérprete estão na direita da figura. Fonte: Adaptado de Steels [2001]. | 15 |
| 3.2 | Metodologia básica da Robótica Evolutiva. Uma população de indivíduos artificiais é decodificado em cromossomos correspondentes, os quais são testados, um por vez no ambiente. Aos melhores indivíduos é permitida a reprodução e geração da próxima geração de indivíduos. Fonte: Adaptado de Nolfi e Floreano [2000]. | 16 |
| 3.3 | Modelo de rede neural simplificado com 3 entradas, 2 neurônios na camada escondida e 1 neurônio na camada de saída. | 20 |
| 4.1 | Apresentação dos ciclos de aprendizado e jogo de linguagem. | 25 |
| 4.2 | O robô intérprete presente no cenário, deve sensoriar os objetos e adquirir os diferentes padrões de reconhecimento para cada um deles. | 26 |
| 4.3 | Neste cenário, temos um robô comunicante que já conhece os objetos. Ele então executa um gesto baseado no objeto presente no cenário. O robô intérprete deve interpretar e sinalizar por meio de leds, qual o objeto referido pelo gesto do comunicante. | 27 |
| 4.4 | Tipos de objetos. | 28 |
| 4.5 | Interface do software de simulação V-REP. | 29 |
| 4.6 | Robô E-Puck e disposição dos sensores de distância. | 30 |
| 4.7 | Diagrama de blocos do sistema. | 31 |
| 4.8 | Na Figura temos uma arquitetura que apresenta dois caminhos, os quais são alimentados com a mesma informação sensorial. | 32 |
| 4.9 | Topologia de Rede Neural tipo A. Esta rede apresenta camada de entrada com dois fluxos. A entrada realimentada conecta-se à camada associativa e a entrada não recorrente conecta-se à camada escondida. | 36 |
| 4.10 | Topologia de Rede Neural tipo B. Esta rede apresenta camada de entrada realimentada única, camada escondida e associativa com 2 neurônios cada e camada de saída com 2 neurônios. | 37 |

| | | |
|------|---|----|
| 5.1 | Objetos 4 e 5 utilizados para composição de cenários onde não há presença de objeto ruído. | 43 |
| 5.2 | Processo evolutivo para experimento 1A com limite de 1000 gerações. | 44 |
| 5.3 | Dinâmica de ativação neural da camada intermediária do melhor indivíduo utilizando configuração paramétrica do experimento 1A. . . . | 45 |
| 5.4 | Dinâmica de ativação neural da camada associativa do melhor indivíduo utilizando configuração paramétrica do experimento 1A. . . . | 46 |
| 5.5 | Ativação neural e tríade da associação ocorrida entre movimento à direita e objeto 4 para experimento 1A. | 48 |
| 5.6 | Processo evolutivo para experimento 2A com limite de 1000 gerações. | 50 |
| 5.7 | Dinâmica de ativação neural da camada escondida do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 2A. . . . | 51 |
| 5.8 | Dinâmica de ativação neural da camada associativa do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 2A. . . . | 52 |
| 5.9 | Tríade de comunicação no experimento 2A. O falante percebe o objeto 4 e produz um signo gestual (movimento para direita) que ao ser percebido pelo robô intérprete gera um interpretante como o acendimento do LED 1. | 53 |
| 5.10 | Objetos 1 a 3 utilizados para composição de cenários onde há presença de objeto ruído. | 54 |
| 5.11 | Processo evolutivo para experimento 3A com limite de 1000 gerações. | 54 |
| 5.12 | Dinâmica de ativação neural da camada escondida do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 3A. . . . | 55 |
| 5.13 | Dinâmica de ativação neural da camada associativa do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 3A. . . . | 56 |
| 5.14 | Processo evolutivo para experimento 1B com limite de 500 gerações. . | 58 |
| 5.15 | Dinâmica de ativação neural da camada escondida do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 1B. . . . | 59 |
| 5.16 | Dinâmica de ativação neural da camada associativa do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 1B. . . . | 60 |
| 5.17 | Ativação neural e relação triádica para o objeto 4 e movimento à direita. | 61 |
| 5.18 | Processo evolutivo para experimento 2B com limite de 500 gerações. . | 62 |
| 5.19 | Dinâmica de ativação neural da camada escondida do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 2B. . . . | 63 |
| 5.20 | Dinâmica de ativação neural da camada associativa do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 2B. . . . | 64 |
| 5.21 | Processo evolutivo para experimento 3B com limite de 500 gerações. . | 65 |
| 5.22 | Dinâmica de ativação neural da camada escondida do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 3B. . . . | 66 |
| 5.23 | Dinâmica de ativação neural da camada associativa do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 3B. . . . | 67 |
| 5.24 | Ativações neurais e relações triádicas para o objeto 3, movimento à direita, objeto 2 e movimento à esquerda. | 68 |

| | | |
|------|--|----|
| 5.25 | Processo evolutivo para experimento com taxas de mutação de 10% e limite de 500 gerações (Experimento 4B). | 70 |
| 5.26 | Dinâmica de ativação neural da camada escondida do melhor indivíduo para o experimento 4B. | 71 |
| 5.27 | Dinâmica de ativação neural da camada associativa do melhor indivíduo para o experimento 4B. | 72 |
| 5.28 | Síntese do processo de ativação neural para objetos tipo 2 e 3, além dos movimentos. As tríades exibidas na figura apresentam a interpretação simbólica para o melhor agente no processo evolutivo (4B). . . | 74 |

Lista de Abreviações

| Abreviação | Descrição |
|-------------------|--|
| RNA | Rede Neural Artificial |
| LED | Diodo Emissor de Luz (Light Emissor Diode) |
| IA | Inteligência Artificial |
| WTA | O Vencedor Leva Tudo (Winner Takes All) |

Lista de Símbolos

| Símbolo | Descrição |
|---------|------------------------|
| τ | Coeficiente de memória |

Capítulo 1

Introdução

Há uma grande diversidade de sistemas de comunicação na natureza. Estes são utilizados para transmitir informações nas interações entre os indivíduos [Hauser 1996]. Particularmente, a comunicação é uma característica marcante dos primatas humanos e não-humanos, sendo predominantemente oral, baseada em sons. A comunicação oral é tão familiar para nós humanos, que por muitas vezes somos incapazes de perceber a relevância da comunicação gestual. De fato, nos primeiros anos de vida, bebês adquirem e formam um vocabulário base composto majoritariamente por gestos [Silva e Santos 2012]. Os gestos são parte importante da comunicação subjacente à linguagem falada, mas também podem formar uma linguagem viva que independe da produção de sons, como a Linguagem Brasileira de Sinais, por exemplo.

Embora possamos pensar nos gestos como movimentos manuais humanos limitados aos membros superiores, a verdade é que os gestos são mais comuns, sendo largamente encontrados em espécies variadas, além de serem produzidos de diversas formas. De acordo com Kendon [2004], o gesto é uma forma não-verbal de comunicação na qual partes visíveis do corpo comunicam uma mensagem particular, substituindo a fala ou em conjunto com a palavra falada.

Buscando entender o fenômeno da comunicação humana em suas diversas formas, as pesquisas comparativas procuram paralelos em outras espécies, particularmente em macacos e símios [Meguerditchian et al. 2013]. Humanos e macacos possuem um sistema de comunicação próximo, além do parentesco filogenético, isto é, a comunicação é baseada em sons, gestos e expressões faciais [Pollick e Waal 2007]. Logo, o estudo com macacos pode fornecer pista de como a comunicação humana emergiu e evoluiu, já que os macacos apresentam características mais próximas daquelas possivelmente apresentadas no momento em que houve a separação das espécies.

Além de pesquisas com primatas não-humanos, há pesquisas que investigam o desenvolvimento e emergência de comunicação em humanos estudando o desenvolvimento de bebês humanos. A investigação científica em busca das origens da comunicação

têm sugerido que a comunicação gestual foi precursora da comunicação oral na espécie humana [Silva e Santos 2012; Corballis 1999; Meguerditchian et al. 2013; Hopkins e Cantero 2003; Pollick e Waal 2007], desempenhando importante papel na evolução humana.

A comunicação gestual pode ser vista como um exemplo de comportamento fóssil [Corballis 1999], resquícios dos primeiros passos da espécie em direção ao desenvolvimento do sistema de comunicação atual. Esse sistema primitivo é discutido por Corballis [1999], ele argumenta que o desenvolvimento de um sistema de comunicação capaz de transmitir informações, possivelmente influenciou o avanço da espécie humana, já que permitiu a liberação das mãos para realização de outras atividades.

O estudo de emergência e evolução de um sistema de comunicação demanda um conjunto de testes e experimentos, os quais devem permitir que observações e medidas sejam extraídas e replicações sejam realizadas, porém este cenário não é possível quando se trata da evolução, especialmente evolução de comunicação, a qual não apresenta registro físico, logo, alternativas devem ser utilizadas para contornar o problema de experimentação [Mitri 2009]. Modelos matemáticos são utilizados para simular eventos e interações em muitas áreas do conhecimento, porém são ineficientes quando se trata do estudo de emergência de comunicação. Conforme justifica Mitri [2009], o uso de modelos matemáticos não consegue englobar as interações mínimas necessárias para experimentação de interações abstratas, por exemplo, as mudanças nos indivíduos provocadas pela interação com outros indivíduos da mesma espécie ou de outras espécies, ou seja, interações sociais são difíceis de serem satisfatoriamente capturadas por modelos matemáticos. Mitri [2009] defende que o uso de robôs se apresenta como opção viável para modelagem de interações entre indivíduos e como framework para estudo de evolução de comunicação. Essa abordagem também é utilizada por outros pesquisadores, embora com propósitos ligeiramente diferentes [Mitri et al. 2013; Nolfi e Mirolli 2009; Greeff e Nolfi 2010].

Durante o levantamento teórico realizado para execução desta pesquisa, encontramos vários trabalhos sobre modelagem de emergência de comunicação com uso de agentes artificiais [Steels 2000a,b; Marocco et al. 2003; Steels 2004; Nolfi e Mirolli 2009; Steels 2010; Nolfi e Mirolli 2010; Mitri et al. 2013; Grouchy et al. 2016]. Em nenhum deles, porém, há qualquer desenvolvimento de emergência de comunicação gestual, isto é, trabalhos em que os agentes utilizem o próprio corpo para transmissão da informação. Além disso, em nenhum dos trabalhos foi encontrada qualquer referência sobre comunicação sob domínio sensorial monomodal, sendo este um destaque do nosso trabalho, pois o canal de comunicação é o mesmo utilizado para percepção do mundo. Embora, nenhum trabalho tenha sido encontrado dentro do escopo apresentado, trabalhos como Kim et al. [2007] e Spranger [2015], apresentam aspectos comuns. Kim et al. [2007] não têm por objetivo a comunicação gestual entre robôs, mas a comunicação gestual amigável entre humanos e robôs. Por outro lado, Spranger [2015] trabalha com emergência de comunicação espacial entre robôs, porém não utiliza o domínio sensorial monomodal.

Outro ponto que merece destaque nos trabalhos mencionados é a ausência de qualquer tratamento sobre representação, ou seja, os processos de representação que são subjacentes a comunicação. Em trabalhos envolvendo Robótica Evolutiva como defendida por Mitri [2009], tais como Nolfi e Mirolli [2010]; Mitri et al. [2013]; Nolfi e Floreano [2002], poderíamos nos perguntar: no processo de emergência de comunicação, estariam os robôs produzindo e interpretando representações? Esta questão foi pouco explorada [Loula 2011], e remete ao estudo de representação e aquisição dos símbolos em sistemas artificiais, apresentando desta forma uma oportunidade de estudo, pois a compreensão deste fenômeno pode contribuir para o avanço na resolução de questões ontológicas da Inteligência Artificial, como o Problema da Fundamentação do Símbolo. Portanto, neste trabalho buscaremos suprir a carência de análise dos processos subjacentes quase sempre negligenciados, além de tratar especificamente sobre emergência de comunicação gestual entre robôs utilizando para tanto, a Robótica Evolutiva.

Para entender os fenômenos de representação, como símbolos, oriundos da comunicação que poderá surgir, utilizaremos preceitos da Semiótica de C.S.Peirce [Braga 1995], a qual será útil para análise da comunicação emergida. O conhecimento extraído da Teoria dos Signos poderá ser aplicada indiretamente na análise da dinâmica de aquisição de signos, permitindo que saibamos que tipo de signo é comunicado, ou seja, se a comunicação é icônica, indexical ou simbólica.

1.1 Objetivos

O objetivo principal deste trabalho é entender as condições necessárias, processos relacionados e dinâmica de emergência de comunicação simbólica em um cenário no qual agentes robóticos utilizam seu corpo e um único domínio sensorial (monomodal) para emergir comunicação. O domínio monomodal, aqui mencionado, caracteriza-se pelo uso de sensores de distância.

Dado o objetivo geral, definimos como objetivos específicos:

- Identificar requisitos e restrições biológicas/empíricas para concepção de experimentos computacionais.
- Identificar, descrever e modelar as restrições teóricas e formais requeridas para o desenvolvimento de experimentos computacionais.
- Modelar e simular aquisição de comunicação corporal e monomodal em agentes robóticos ou comunidades de agentes robóticos.
- Modelar e simular relações entre atividades de alto e baixo níveis cognitivos, representação e percepção, locomoção, controle de atenção e execução de tarefas.
- Analisar os resultados e descrever conclusões, buscando estabelecer conexões com fontes de requisitos biológicos e teóricos.

Capítulo 2

Comunicação e Representação

O objetivo deste capítulo é estabelecer as diferenças fundamentais entre comunicação natural e representação, mostrando um paralelo natural da evolução da comunicação como provável modelo inspirador, além de aprofundar o entendimento sobre a comunicação gestual. Realizada a contextualização sobre comunicação, o texto apresentará algumas seções sobre representação e como a teoria de Signos de Charles S. Peirce pode ajudar no entendimento do que é comunicado entre criaturas e de quais tipos são estes signos.

2.1 Comunicação Gestual

Humanos, macacos e símios tiveram em determinado momento de suas histórias evolutivas um ancestral comum. Este primata primitivo foi o elo final e o ponto de separação entre as espécies [Corballis 1999]. O ponto chave nas pesquisas realizadas com primatas não-humanos para estudo da evolução da comunicação humana busca nestes primatas rastros deixados pela evolução. Espera-se com o entendimento da comunicação gestual dos primatas modernos, que se possa vislumbrar o surgimento da linguagem humana em seus primórdios, bem como a dinâmica envolvida em sua evolução, ou seja, quais fatores contribuíram para o avanço da comunicação.

Uma das teorias observadas nos trabalhos com evolução da comunicação é a de que a especialização de hemisférios cerebrais teve papel importante na evolução da linguagem [Meguerditchian et al. 2013]. Segundo Hopkins e Cantero [2003], a especialização de hemisférios pode ter contribuído para evolução da comunicação, pois a tarefa de falar exige maior combinação de movimentação dos músculos para que os sons sejam adequadamente moldados, demandando desta forma especialização. Como efeito colateral ao desenvolvimento da fala, as mãos foram liberadas. Isso possivelmente permitiu que os primeiros ancestrais humanos pudessem ensinar usando as mãos e até mesmo utilizar ferramentas enquanto transmitiam uma ideia. Baseados na importância da especialização dos hemisférios, os pesquisadores buscaram

evidências que pudessem indicar este tipo de especialização indiretamente, isto é, sem a necessidade de analisar a atividade cerebral. As observações mostraram que o uso dominante da mão direita apresenta sinais de especialização de hemisférios cerebrais [Meguerditchian et al. 2013]. Logo, entender a dominância da mão direita forneceria pistas sobre a especialização dos hemisférios e ainda mais profundamente, o aprimoramento e evolução da comunicação humana. A comunicação passou por etapas durante o processo evolutivo que hoje permitem que a linguagem falada seja natural. Os gestos, possivelmente, são anteriores à comunicação falada, ou seja, uma etapa evolutiva, apresentando-se como um sistema de comunicação primitiva [Meguerditchian et al. 2013].

Humanos utilizam a linguagem falada extensivamente, de modo à facilitar a coordenação de atividades realizadas entre indivíduos. Analogamente, Roberts et al. [2014] descobriram por meio de experimentos controlados que Chimpanzés também são capazes de coordenar ações utilizando comunicação gestual. O experimento conduzido pelos pesquisadores apresentava para os chimpanzés o desafio de colaborar com um humano utilizando gestos, ele deveria indicar o local onde os pesquisadores haviam escondido a comida. Durante a realização do experimento, dois chimpanzés e humanos diferentes participaram da pesquisa. A tarefa incumbida ao humano era interpretar os gestos produzidos pelo chimpanzé, enquanto que o chimpanzé deveria guiar o humano até a fonte de alimentos utilizando gestos. É importante ressaltar que os chimpanzés conheciam alguns dos humanos e desconheciam outros, contornando desta forma o problema de percepção de gestos baseados unicamente na relação cuidador/chimpanzé.

Enquanto estudos como o de Roberts et al. [2014], tentam entender a origem da comunicação com base no estudo de comportamentos, outros trabalhos preocupam-se em compreender os fatores físicos associados. Segundo Pollick e Waal [2007], tanto em humanos quanto primatas não-humanos a produção e compreensão de gestos produz efeitos mais profundos que auxiliam o compartilhamento da representação transmitida. Conforme mostra o estudo realizado por eles, a comunicação gestual produz no ouvinte a ativação da mesma área cerebral utilizada durante a produção dos gestos. Tal região é conhecida como Área de Broca. Embora a área de Broca seja ativada tanto ao interpretar quanto no produzir gestos, humanos e macacos diferem ligeiramente, pois em macacos a área de Broca não é ativada quando a mensagem transmitida é vocal. Por outro lado, humanos realizam ativação desta área para os dois tipos de linguagem.

Trabalhos como o de Pollick e Waal [2007] tratam de aspectos mais diretos da comunicação gestual, tais como, as formas e origens biológicas dos gestos produzidos por primatas, de forma que seja possível entender a complexidade e capacidade da comunicação gestual primitiva. Pollick e Waal [2007] buscaram enumerar os gestos produzidos por macacos e qual o impacto de cada um deles na reação resultante. O trabalho de Pollick e Waal [2007] demonstrou que gestos podem ser produzidos utilizando não apenas o movimento de mãos e membros, mas todo o corpo.

Outros pesquisadores como Silva e Santos [2012] e Austin e Sweller [2014] não utilizaram macacos para entender a comunicação entre humanos. Eles estudaram bebês e crianças humanas para classificação dos tipos de gestos produzidos. Austin e Sweller [2014] apresentam uma classificação mais generalista, sendo eles, gestos deícticos, metafóricos e icônicos. Segundo Austin e Sweller [2014], “gestos deícticos são movimentos de apontar, os quais fornecem informação direcional que orienta o ouvinte”. Os gestos icônicos transmitem uma ideia utilizando uma forma conhecida. Por exemplo, para transmitir a ideia do objeto bola pode-se desenhar um círculo imaginário com o movimento das mãos, transmitindo uma qualidade do formato do objeto. Por fim, os gestos metafóricos também transmitem ideias por meio de imagens, porém a imagem é abstrata, por exemplo, espalmar a mão e girá-la, indicando que algo está “mais ou menos”.

Os trabalhos mencionados nesta seção e suas diferentes visões sobre um mesmo tema, nos permitem visualizar o problema da emergência de comunicação como um assunto rico e complexo, o qual necessita de uma abordagem de trabalho única. Estabelecer uma tarefa, como no trabalho de Roberts et al. [2014], desenvolver e implementar uma arquitetura cognitiva capaz, como sugerido por Pollick e Waal [2007], além de buscar compreender e classificar os gestos produzidos, como no trabalho de Austin e Sweller [2014] são pontos essenciais que serão adotados neste trabalho.

Os tipos de gestos e as classificações apresentadas por Austin e Sweller [2014], no entanto, carecem de maior profundidade, pois um mesmo gesto pode ser imbuído de significado diferente com uma mudança de contexto. Austin e Sweller [2014] não descrevem como as representações são originadas ou se são capazes de explicar outras formas de comunicação que não os gestos estudados. Como os signos são interpretados e quais são os tipos de signos produzidos por um gesto, são tópicos que são melhor compreendidos sob a luz da Semiótica, ciência que estuda os signos.

2.2 Representação

Representação é um conceito comum na área de Ciência da Computação, especialmente em Inteligência Artificial [Loula 2011]. Sistemas artificiais necessitam que conexões sejam criadas entre as informações tratadas digitalmente e o mundo real. Por exemplo, uma representação precisa ser conectado ao seu objeto pelo sistema artificial para que seja possível processar qualquer tipo de operação sobre ele. A forma como esse objeto é representado, no entanto, pode implicar capacidades diversas de lidar ou conectar informações do mundo real. Por isso, o uso de representação em sistemas artificiais é tão importante [Harvey 1992]. Davis et al. [1993] definem cinco tipos de contexto, os quais podem definir representação: algo que substitui uma outra coisa, um comprometimento ontológico, um fragmento de uma teoria de raciocínio inteligente, um meio de computação eficiente, e algo que humanos usam para se expressar. É notável que as cinco definições sejam altamente diferentes, isso ocorre

conforme explicado pelo próprio Davis et al. [1993] devido ao contexto. De acordo com Davis et al. [1993], o contexto cria imprecisão, tornando a definição do termo variável, logo, não possuindo uma definição totalmente clara e precisa, é possível que o termo assuma diferentes significados. Neste trabalho adotaremos a representação como sendo “algo que substitui uma outra coisa”, pois é justamente essa definição que se encaixa na teoria dos signos que veremos com maiores detalhes na próxima seção.

A presença de representações nos sistemas artificiais *inteligentes*, ainda que não fundamentados, tem origem na Inteligência Artificial Clássica, também conhecida como IA Simbólica. Nesses sistemas as representações não são fundamentadas, isto é, símbolos são relacionados a símbolos, mas não existe conexão com artefatos abstratos ou físicos existentes no mundo real. Por consequência, apesar de tratarem informações do mundo real estes sistemas artificiais são incapazes de fornecer qualquer avanço no que tange a capacidade de adquirir padrões de interpretação das representações. Essa incapacidade de criar conexões entre as representações e os objetos cria um problema, pois as representações não significam nada para os sistemas. Sistemas artificiais *inteligentes*, em geral, esbarram sobre o problema da Fundamentação do Símbolo, pois ainda que utilizem as técnicas providas pela IA Clássica todas as representações utilizadas não possuem fundamentação. Para Harnad [1990] é “apropriado que as propriedades dos símbolos dedicados de um sistema se tornem dependentes de considerações comportamentais”, ou seja, as representações, aqui entendidas como símbolos, não devem se relacionar a outros símbolos internamente, de forma que nenhum significado real seja extraído de tal relação. Símbolos devem estar fundamentados no mundo real, portanto, a falta de conexão com o mundo real se apresenta como um grande problema para os sistemas “inteligentes” artificiais construídos com IA Simbólica.

Para ilustrar o problema de representação em sistemas artificiais, Searle [1980] descreve o argumento do quarto chinês. Este experimento mental fornece uma visão sobre o Problema da Fundamentação do Símbolo e de certo modo, sobre representação. No experimento um homem que não sabe nada sobre chinês é trancado em um quarto. Munido com uma lista de perguntas e respostas escritas em chinês, o homem inicia seu trabalho, recebendo perguntas em chinês, escrevendo e entregando as respectivas respostas também em chinês. Para qualquer observador externo, o homem no interior do quarto aparentará saber chinês, porém, todo o trabalho efetuado pelo homem é comparar as perguntas recebidas àquelas escritas em sua folha de respostas, contudo, o homem não possui qualquer ideia sobre o conteúdo das perguntas e respostas. Searle [1980] critica a Inteligência Artificial Simbólica ou IA Clássica, pois os sistemas “inteligentes” criados com tal método não adquirem representação interna sobre as características externas observadas no mundo real.

As representações adquiridas pelos sistemas artificiais carecem de uma análise mais profunda, cujo foco esteja sobre o tipo de representação obtido pelo sistema, para que possamos entender qual os tipos de representações que o sistema conseguiu adquirir. Logo, iremos utilizar a semiótica de C.S. Peirce.

2.3 Semiótica de Peirce

Segundo C.S.Peirce, a Semiótica é ciência que estuda os signos, entidades que se colocam como representação de um objeto para algo ou alguém. Conforme os manuscritos de Peirce foram publicados, suas ideias acerca dos Signos e a amplitude de suas definições foram estudadas e difundidas por diversos pesquisadores. Diferentes áreas como a Linguística, Comunicação e Ciências Cognitivas, receberam contribuições. Segundo Braga [1995]:

A semiótica peirceana é, antes de tudo, uma teoria súnica do conhecimento, que desenha, num diagrama lógico, a planta de uma nova fundação para se repensar as eternas e imemoriais interrogações acerca da realidade e da verdade [Braga 1995].

Em outras palavras Braga [1995] apresenta a semiótica peirceana como substrato elementar para construção de conhecimento, pois a semiótica forneceria os meios para compreensão da realidade física e dos entes abstratos, como a própria linguagem, por exemplo.

Na teoria de Peirce, o processo súnico envolve o signo, objeto e interpretante, e estes formam o *representamen* ou signo em âmbito mais geral [Walther-Bense 2000]. O Signo é o primeiro ente. Embora relacionado com um objeto, ele precede o objeto, pois toma o lugar deste ao representá-lo. O Objeto não precisa existir fisicamente, podendo ser idealizado, ou seja, pode ser real ou abstrato. Por fim, têm-se o Interpretante. Este ente é o efeito, o resultado do signo; o interpretante é produzido pela interpretação da relação signo/objeto. Estes entes formam a relação triádica, base da teoria dos signos de Peirce.

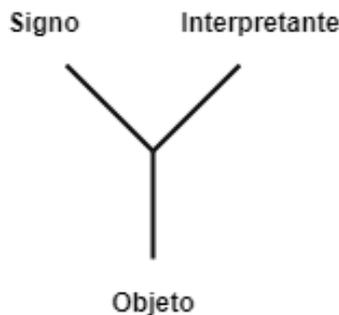


Figura 2.1: Relação triádica do signo de Peirce.

A relação triádica mostrada na Figura 2.1 ilustra um sistema irreduzível, pois a ausência de qualquer ente inválida a existência da relação triádica. O signo é uma imagem incompleta, uma alusão a um objeto seja ele físico ou não. Segundo Peirce [1931-58, p. 292, apud Braga 1995, p. 21], “o signo está relacionado com o objeto com respeito a uma qualidade”, isto é, a qualidade em questão se trata da noção de referência a um fundamento, uma abstração, um atributo geral do objeto, como o

formato do objeto, por exemplo. De posse desta noção de qualidade imputa-se que o signo é representação de seu objeto, possuindo o potencial de representá-lo de três formas ou modalidades distintas, ou por algumas vezes complementares:

- Icônica - a relação do signo com seu objeto acontece por uma similaridade;
- Indexical - quando a relação com seu objeto consiste numa correspondência de fato ou relação existencial;
- Simbólica - quando o fundamento da relação com o objeto depende de um caráter imputado, convencional ou de lei;

2.3.1 Ícone

O ícone conforme mencionado na seção anterior, apresenta uma característica em comum com o objeto da relação triádica.

O ícone é, para Peirce, um signo que designa o seu objeto a partir do momento em que o produz, ou seja, imita esse objeto. Deve ter algumas características em comum com o objeto, isto é, representa o objeto com base em semelhanças [Walther-Bense 2000, p. 15].

O desenho simplificado de um humano ou o movimento feito pelas mãos formando figuras geométricas, por exemplo, são ícones, embora desenhos possam apresentar representações imputadas que vão além do formato, o que os caracterizariam em outras modalidades de signo. De modo direto, o ícone revela o objeto através de uma qualidade direta em comum, como a sua forma física, por exemplo.

Figuras podem ser bons exemplos de ícones, pois elas guardam semelhanças entre aspectos do signo e o objeto referenciado, como no caso da Figura 2.2.



Figura 2.2: Ilustração simplificada de uma casa.

A Figura 2.2 apresenta como característica marcante o formato retangular na base e triangular na parte superior, além de sugerir a existência de uma abertura. Esses marcadores de formato preservam qualidades elementares de uma casa, como forma do telhado e porta frontal, logo, podemos facilmente identificar o caráter icônico da representação.

Gestos corporais também podem ser ícones. Realizar um movimento circular com a mão pode representar um círculo ou até mesmo uma bola, a depender do contexto. Isso ocorre graças ao uso de uma característica comum entre ambos objetos, o formato.

2.3.2 Índice

Índices têm conexão direta com o seu objeto de referência. Ele relaciona-se ao objeto por meio de um evento causal ou espaço-temporal [Walther-Bense 2000]. O canto de um pássaro, por exemplo, possui uma relação indexical com o objeto. Isto porque existe uma conexão causal entre o objeto e o signo que é interpretado. Quando o ouvinte escuta o som, ele percebe que aquele som foi produzido por um pássaro, pois ele conhece o som de um pássaro.

Outros exemplos podem ser facilmente fornecidos, como por exemplo: um caçador que está à procura de sua caça e encontra pegadas no solo. As pegadas podem ser compreendidas como índices, pois elas não representam uma qualidade do animal como um todo, porém são capazes de representar temporalmente o animal, isto é, elas são capazes de indicar a presença do animal quando o signo é interpretado pelo caçador. Outro índice é o gesto de apontar, pois apontar é um gesto que dirige a atenção para um objeto existente no ambiente, estabelecendo uma relação espacial direcional, independentemente das qualidades do objeto, tais como cor e formato, por exemplo. Dentre as várias definições dadas por Peirce para signo indexical, temos uma particularmente interessante dado o exemplo do gesto de apontar. Índice é como um pronome demonstrativo ou relativo, forçando a atenção para um objeto em particular sem descreve-lo [Peirce 1885].

2.3.3 Símbolo

O símbolo não possui relação causal, espacial ou apresenta uma característica comum com o objeto. Segundo Walther-Bense [2000], “um símbolo não possui nenhuma vinculação direta com um objeto determinado, tampouco designará, portanto qualquer objeto ou acontecimento individual, singular, condicionado temporal e espacialmente”, em outras palavras, o símbolo não é dependente de representação no mundo físico, podendo dispensar relações espaciais e temporais.

Símbolos dependem então de uma convenção, ou de um hábito, dependendo do intérprete para conectar o símbolo com seu referente [Peirce 1998]. É comum que os símbolos sejam definidos por força de lei ou simples tradição, imputando a ele um significado, como as palavras, por exemplo [Walther-Bense 2000]. Palavras são majoritariamente símbolos; nomes próprios, verbos e substantivos são bons exemplos de símbolos. Palavras como 'casa', 'chuva', 'amor' e outras, por exemplo, representam

um objeto para o intérprete, ainda que não exista uma ligação de semelhança nem física entre o objeto que é interpretado e a palavra (símbolo) que é apresentada.

Alguns gestos também nos fornece bons exemplos de símbolos em que a forma e execução são importante, porém não apresentam nenhuma qualidade do objeto representado ou relação causal e temporal com este. Os dedos da mão formando um sinal de “V”, é um gesto simbólico que representa paz e amor.

Capítulo 3

Evolução de Sistemas de Comunicação

Este capítulo apresenta um contexto de pesquisas relacionadas, isto é, trabalhos que envolvem evolução de comunicação em criaturas artificiais e robôs. Adicionalmente são apresentadas as tecnologias envolvidas com a Robótica evolutiva, de modo que as bases para fundamentação do trabalho sejam compreendidas.

3.1 Modelagem Computacional de Emergência de Comunicação

A emergência de comunicação é um fenômeno complexo e de grande interesse da comunidade científica, haja vista os trabalhos biológicos e computacionais apresentados que visam obter indícios dos motivos ou mesmo configurações elementares que deram origem a comunicação humana e animal [Corballis 1999; Hopkins e Cantero 2003; Pollick e Waal 2007; Silva e Santos 2012; Mitri et al. 2013; Roberts et al. 2014; Austin e Sweller 2014; Grouchy et al. 2016]. Porém, diante das dificuldades enfrentadas devido a inexistência de registro fóssil relacionado a emergência de comunicação, pois elementos comportamentais e comunicação não são fossilizáveis, pesquisadores devem buscar paralelos ou construir modelos baseados em pressupostos básicos, a fim de obter pistas sobre as condições para emergência de comunicação.

Normalmente, quando lidamos com modelagem de fenômenos naturais, podemos analisar tal fenômeno e propor um modelo analítico, como um modelo matemático [Melnik 2015], porém esta opção é limitada quando trabalhamos com emergência de comunicação. Embora modelos matemáticos sejam comuns, eles não são usuais quando lidamos com emergência de comunicação, pois este fenômeno exige a construção de cenários que não são inteiramente conhecidos no momento inicial, demandando do projetista um número significativo de testes e experimentos mentais dos

parâmetros desconhecidos, portanto, é inviável modelar matematicamente fenômenos pouco compreendidos como emergência de comunicação, obrigando desta forma a adoção de uma abordagem sintética de construção, ou seja, é preciso construir para entender [Noble 1997]. Conseqüentemente, devemos adotar modelos computacionais.

Noble [1997] complementa a visão anterior de abordagem sintética, afirmando que ao construirmos modelos matemáticos e simularmos, obtemos resultados diretos de um conjunto de pressupostos que orientaram a construção do modelo, ou seja, obtemos respostas diretas através de uma abordagem analítica. Porém, quando não existem dados suficientes para construção de um modelo matemático, suposições podem ser feitas e experimentações realizadas com uma abordagem sintética, construindo o sistema para estudá-lo. Assim, podemos provocar o sistema estabelecido com a inserção de um conjunto de valores não confirmados, obtendo respostas empíricas. A partir das respostas obtidas através de um modelo computacional, podemos analisá-lo, comparando as respostas obtidas com as respostas esperadas.

Dada a necessidade de modelar computacionalmente os fenômenos de emergência de comunicação, torna-se imprescindível o estabelecimento de um método de estudo e modelagem que comporte todas as restrições necessárias para o surgimento de comunicação simbólica. Segundo Nolfi e Mirolli [2010], tem crescido o interesse no meio acadêmico por um *framework* que permita a modelagem de comportamentos cognitivos elementares, tal qual a emergência de comunicação, os quais podem culminar em comportamentos mais complexos, ou de alto nível. Nolfi e Mirolli [2010] defendem que o *framework* de pesquisa e experimento conhecido por Cognição Corporificada (*Embodied Cognition*) preenche os requisitos para estudo de fenômenos cognitivos. Isso graças ao fato de que esta abordagem considera três aspectos importantes, os quais são negligenciados por outras abordagens. Nela os modelos devem ser contextualmente situados (*situatedness*), incorporados em um agente e apresentar adaptatividade (*adaptivity*), ou seja, a metodologia defendida por Nolfi e Mirolli [2010] está em harmonia com as restrições mencionadas anteriormente.

Quando Nolfi e Mirolli [2010] referem-se a indivíduos contextualmente situados eles se atentam para o fato que uma atividade cognitiva é executada por um agente que está inserido em um ambiente. O ambiente provê o contexto para a tarefa, além de fornecer as possíveis entradas para o agente. Para eles a interação do agente com o ambiente e a relação entre agentes é o que determina o sucesso ou fracasso na execução de uma atividade.

A necessidade de possuir corpo, anteriormente mencionado como corporificação, se dá, ainda segundo Nolfi e Mirolli [2010], pelo fato de que as características do corpo de um agente desempenham um importante papel na forma como o agente se comporta e como ele pode resolver problemas ou cumprir tarefas. As características aqui mencionadas são forma, tamanho, peso entre outras.

Por fim, a adaptabilidade referida por Nolfi e Mirolli [2010], diz respeito à forma como a condução do experimento deve ser feita. Para eles, ainda que a emergência

de comunicação seja o objetivo do experimento, este comportamento cognitivo não deve ser aplicado isoladamente, sendo necessário que a comunicação surja como efeito secundário, fruto da realização de outra tarefa. Este método evita que o agente se adapte apenas a uma atividade, criando um falso resultado positivo. O processo adaptativo implica ao agente a necessidade de desenvolver a comunicação como substrato para cumprir a atividade de forma eficaz.

Da necessidade de cumprir os requisitos acima para elaboração de experimentos adequados, Nolfi e Mirolli [2010] citam três técnicas que podem ser aplicadas para trabalhar modelos computacionais usando Cognição Corporificada: algoritmos evolutivos, arrefecimento simulado e aprendizagem por reforço. Estas técnicas podem ser aplicadas aos modelos ou combinadas com outras propostas, como por exemplo, o uso de algoritmos evolutivos para evoluir uma população de robôs, a fim de obter a emergência de um comportamento. Neste trabalho, serão utilizados algoritmos evolutivos, os quais serão adicionados a simulação de robôs, permitindo que os robôs simulados possam evoluir e desta evolução emergja um sistema de comunicação. A utilização de algoritmos evolutivos para evoluir uma população de robôs recebe o nome de Robótica Evolutiva [Nolfi e Mirolli 2010].

A Robótica Evolutiva como framework para estudo de emergência de comunicação, ganha relevância graças aos predicados fornecidos por ela. É possível modelar experimentos com agentes incorporados, adicionando uma série de vantagens, como contextualização (*situatedness*), adaptatividade e corporificação que auxiliam no processo de fundamentação dos símbolos, pois atacam questões básicas, como as levantadas por Harnad [1990], onde ele defende que as propriedades simbólicas devem ser dependentes de considerações comportamentais. A Robótica Evolutiva, no entanto, não fornece um padrão ou passo-a-passo sobre como modelar experimentos, pois se apresenta como um conjunto de ferramentas e pressupostos, devendo o pesquisador buscar inspirações para modelagem experimental.

A Robótica Evolutiva, conforme apresentada, diz respeito ao método de simulação utilizado em diversos domínios. Por outro lado, existem protocolos experimentais específicos para emergência de comunicação e uma das abordagens mais utilizadas são os jogos de linguagem, atividades estruturadas em que dois ou mais indivíduos devem interagir em prol de um objetivo. O conceito de jogos de linguagem foi introduzido por Ludwig Wittgenstein [Steels 2004] em suas investigações filosóficas sobre linguagem. Os jogos de linguagem tem como propósito a criação de um vocabulário ou sistema de comunicação comum a partir da interação de agentes. Steels [2001] apresenta um esquema que permite a observação das dinâmicas envolvidas nos jogos de linguagem (Figura 3.1).

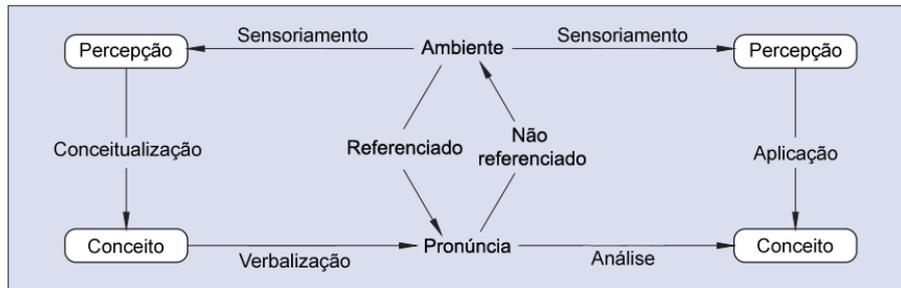


Figura 3.1: O jogo de adivinhação consiste de alguns processos. Estes são apresentado na figura. Os processos do falante estão na esquerda, enquanto os processos do ouvinte/intérprete estão na direita da figura. **Fonte:** Adaptado de Steels [2001].

A Figura 3.1 apresenta alguns processos presentes em um jogo de adivinhação, o qual é um tipo de jogo de linguagem [Steels 2001]. Como a Figura 3.1 exemplifica, em um jogo de adivinhação, o falante tenta indicar um objeto presente no ambiente para o intérprete e este precisa adivinhar de qual objeto se trata. O falante percebe os objetos no ambiente, adquire um conceitos acerca destes objetos e então verbaliza com base nestes conceitos. O ouvinte também percebe os objetos do mundo e possui seus próprios conceitos acerca dos objetos, e ao ouvir as pronúncias do falante, tenta indicar o objeto e depois realiza um ajuste em seus próprios conceitos, a fim de obter conceitos comuns.

3.2 Robótica Evolutiva

A Robótica Evolutiva (ER) começou a ganhar destaque na década de 1990 [Harvey et al. 2005], com suas primeiras aplicações sendo realizadas para síntese de controladores embarcados de robôs. Ou seja, normalmente ela era utilizada para o desenvolvimento do sistema lógico/cognitivo, isto é, o sistema que seria responsável por perceber e escolher opções de ação. Outras vezes o próprio corpo do robô poderia ser moldado utilizando-a [Paredis 1995; Nolfi e Floreano 2000]. Em outras palavras, a Robótica Evolutiva surgiu como ferramenta de estudo que propiciava a união de fatores técnicos tão desejados pelos pesquisadores da época, que buscavam uma ferramenta que pudesse sobrepujar as limitações do modo como era feita Inteligência Artificial [Harvey et al. 2005]. Segundo Harvey et al. [2005], a motivação primária do uso de ER era sua capacidade para estudo da cognição elementar, pois essa abordagem permitiria testabilidade de experimentos, além de propor metodologia capaz de gerar agentes passíveis de análise.

A Figura 3.2 apresenta uma ideia genérica básica do processo evolucionário presente em qualquer experimento de robótica evolutiva.

A abordagem experimental com Robótica Evolutiva pressupõe o uso de um algoritmo evolutivo, o qual deve evoluir uma população de robôs com o propósito de

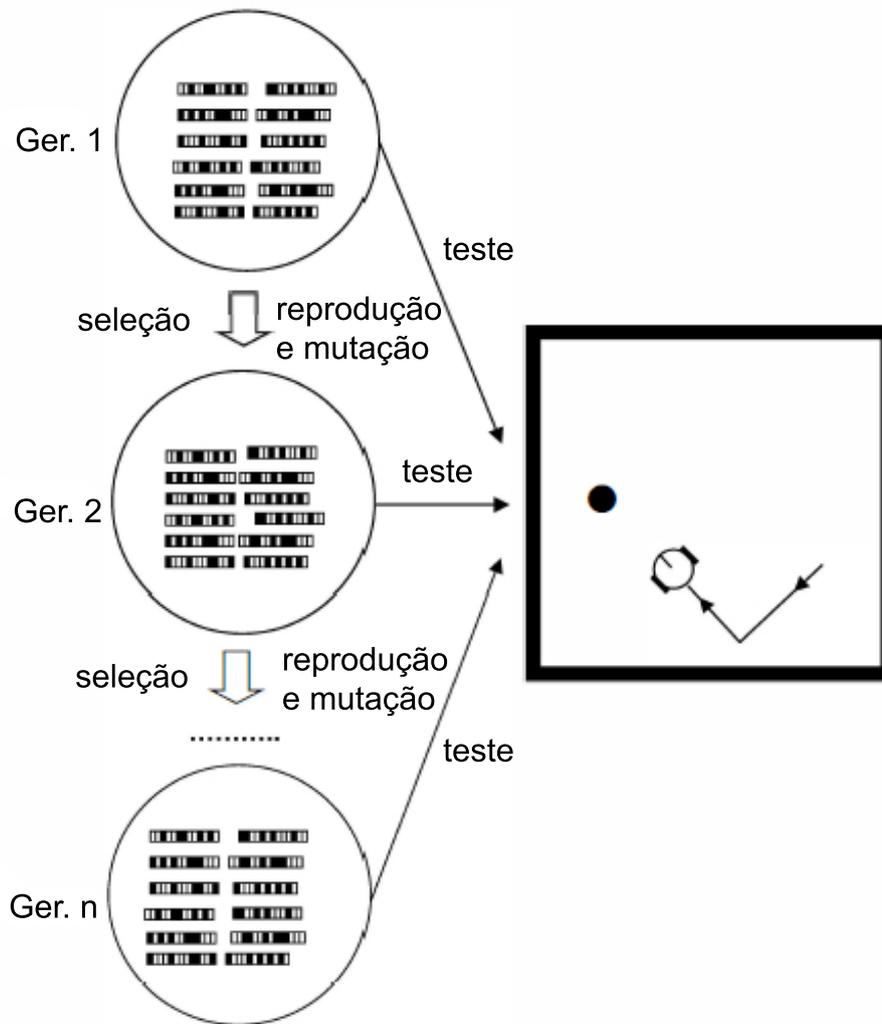


Figura 3.2: Metodologia básica da Robótica Evolutiva. Uma população de indivíduos artificiais é decodificado em cromossomos correspondentes, os quais são testados, um por vez no ambiente. Aos melhores indivíduos é permitida a reprodução e geração da próxima geração de indivíduos. Fonte: Adaptado de Nolfi e Floreano [2000].

cumprir uma tarefa. No entanto, tais robôs não são previamente programados. O comportamento deve emergir através das interações dos robôs com o ambiente e/ou outros robôs. O processo de evolução deve ser criado através da codificação, seleção, herança e variação na população utilizando operadores de evolução (subseção 3.2.1), para que indivíduos mais capazes surjam até que um indivíduo seja bom o suficiente para cumprir a tarefa obedecendo as métricas mínimas de qualidade [Nolfi e Floreano 2002].

Os algoritmos evolutivos são empregados para evolução dos robôs e devem evoluir um conjunto de variáveis. Estas variáveis geralmente estão relacionadas aos controladores, ou sistemas de controle comportamental. Observamos em vários trabalhos [Nolfi e Floreano 2002, 2000; Nolfi e Mirolli 2010; Greeff e Nolfi 2010] que as Redes Neurais são excelentes para controle de robôs, permitindo a emergência de comportamentos complexos, pois são altamente flexíveis e podem ser facilmente codificadas com matrizes de pesos, facilitando seu emprego por algoritmos evolutivos.

As subseções a seguir têm por objetivo elucidar duas importantes técnicas e seus conceitos, os quais são largamente utilizados em Robótica Evolutiva: os Algoritmos Evolutivos e Redes Neurais.

3.2.1 Algoritmos Evolutivos

A Computação Evolutiva é uma área de estudo da Ciência da Computação. Nesta área encontramos os algoritmos genéticos, estratégias evolutivas e outros. Os princípios empregados pelos algoritmos são inspirados na evolução natural e na seleção natural de Darwin [Smith e Eiben 2013].

A ideia de aplicar os conhecimentos de evolução e seleção natural, traçando um paralelo para computação não foi desenvolvida por uma única pessoa. Durante a década de 1960, diferentes pesquisadores em diferentes locais do globo criaram métricas semelhantes baseadas nos preceitos da Evolução Natural. Pesquisadores como John Holland, Lawrence Fogel, Ingo Rechenberg e Hans-Paul Schwefel desenvolveram métodos bio-inspirados no mesmo período e trabalharam separadamente por quase quinze anos. Algoritmos Genéticos, Programação Evolutiva e Estratégias Evolutivas foram três metodologias desenvolvidas em separado utilizando a mesma inspiração biológica, a evolução, porém somente no início da década de 1990 essas metodologias passaram a ser vistas como variantes de uma única proposta, uma área mais geral, a Computação Evolutiva. Adicionalmente, uma quarta corrente foi somada as três já existentes, a Programação Genética [Smith e Eiben 2013]. Este trabalho não se preocupará em detalhar e diferenciar cada ramo, pois estes são grandes áreas de estudo com grande volume de informações para serem contempladas em um único trabalho.

Conforme mencionado anteriormente as áreas desenvolvidas possuem especificações que as distinguem. Porém, apresentam similaridades, logo, podemos ver os Algorit-

mos Evolutivos como um modelo geral dos tipos mencionados. São partes constituintes de um Algoritmo Evolutivo, os indivíduos/população, os operadores de seleção, os operadores de recombinação e mutação, a atribuição de fitness e os parâmetros limitantes como número de indivíduos da população, número máximo de gerações ou fitness desejado e a codificação/genoma (representação) das soluções.

De modo geral a sequência de eventos para aquisição de uma solução envolvendo algoritmos evolutivos segue uma sequência de passos. Primeiramente é gerada a população inicial. Após a composição da população inicial, o processo evolutivo tem início com operadores de seleção atuando sobre a população, escolhendo favoravelmente os mais aptos de acordo com o critério de avaliação (fitness) adotado. Selecionados os indivíduos, os operadores de mutação e recombinação são inicializados. Produzindo indivíduos com novos genomas baseados em variações daqueles anteriormente selecionados. A criação de novos indivíduos até uma nova população é gerada. Os novos indivíduos serão então testados, uma nova seleção será realizada e os procedimentos citados serão executados novamente. Esse processo seguirá até que um número máximo de gerações determinado pelo pesquisador seja alcançado ou até que um limiar seja atingido por alguma variável, como o fitness, por exemplo [Smith e Eiben 2013].

As inspirações biológicas dos algoritmos evolutivos implicam a adoção do conceito de população. De forma abstrata a população representa o conjunto de possíveis soluções para o problema. Obviamente uma população é composta por um número variável de indivíduos. Cada indivíduo da população possui um valor de adaptação ou adequação chamada fitness, cujo valor define quão boa é aquela solução. Por exemplo, dado um grupo de 10 robôs autônomos, temos uma população de 10 indivíduos. Imaginando que cada robô desta população deva realizar uma tarefa qualquer no menor tempo possível e com o menor número de falhas, temos uma medida de avaliação. A medida nos fornece uma forma objetiva de avaliarmos quão bem os robôs realizam a tarefa. Podemos adotar o resultado numérico dessa avaliação como fitness. Algoritmos evolutivos permitem que uma população possa ser iniciada de forma aleatória ou com a ajuda de uma heurística para geração de indivíduos. Porém independente da forma que seja inicializada, essa população será avaliada sob determinada métrica, como no nosso exemplo dos robôs. Após a avaliação, somos capazes de selecionar indivíduos que compõem a população inicial. Estes indivíduos selecionados formarão uma nova população.

Existem diferentes meios de selecionar indivíduos, e cada forma de seleção pode afetar significativamente os resultados obtidos do processo evolutivo: seleção elitista, roleta, seleção aleatória, seleção probabilísticas e outros [Coello et al. 2007]. A seleção elitista, que será adotada neste trabalho, busca obter um conjunto determinístico dos mais aptos, que podem ser selecionados de modo sequencial após um ranqueamento simples. Um problema intrínseco ao método elitista está relacionado à progressiva baixa variabilidade genética da população. A variabilidade genética aqui referida, diz respeito aos dados que compõem uma solução (codificação). Tais dados são os genes, os componentes básicos de uma solução/indivíduo [Nolfi e Mirolli 2010].

Para lidar com o problema da baixa variabilidade genética e repopular a população, devemos empregar com mais ênfase os operadores de mutação e recombinação.

Os operadores de mutação e recombinação agem sobre um ou mais indivíduos de modo a combinar ou alterar partes do genoma, gerando um novo indivíduo que preserva características herdadas dos indivíduos que lhe deram origem mas também propõe variações. O objetivo da aplicação destes operadores é de que os novos indivíduos, com genomas levemente modificados, caminhem eventualmente em direção ao surgimento da solução, ou seja, sejam capazes após diversas melhorias de executar a tarefa proposta.

3.2.2 Redes Neurais Artificiais

As Redes Neurais Artificiais (RNA) ou simplesmente Redes Neurais, são estruturas de processamento paralelamente distribuído, capazes de armazenar conhecimento experimental [Haykin 2001]. Redes Neurais possuem inspiração biológica, em que as unidades elementares de cômputo são análogas aos neurônios biológicos. As RNAs são tipicamente utilizadas em Robótica Evolutiva para implementar o controle de robôs, por serem flexíveis nas possibilidades de associar sensores e atuadores, além de serem capazes de adquirir funções cognitivas, tal qual o reconhecimento de padrões.

Os neurônios orgânicos são ativados através de sinais elétricos, os quais devem superar um limiar para que o neurônio seja ativado e contribua no processamento [Haykin 2001]. Analogamente os neurônios digitais também possuem um limiar de ativação, sendo a determinação da função de ativação uma importante decisão do projetista da Rede Neural, pois sua escolha pode impactar no desempenho do aprendizado da rede.

A habilidade de se adaptar e assimilar padrões é para as Redes Neurais de suma importância, pois é justamente esta característica que as diferencia de outros métodos. Essa capacidade de adaptação e assimilação é tida como capacidade de aprendizado. Sabemos que o termo *aprendizado* é carregado de significados, porém, vamos nos ater as definições básicas. Faremos uso do termo *aprender* e *aprendizado* sem prejuízo de entendimento, como sendo a capacidade de assimilar e se adaptar.

As RNAs conforme mencionado anteriormente são encontradas sob uma vasta gama de arquiteturas. O tipo *Feedforward* é particularmente interessante, pois além de apresentar estrutura simples seu fluxo de dados flui em um único sentido. Geralmente as RNA possuem três camadas, conforme a Figura 3.3: camadas de entrada, intermediária e escondida. As entradas da rede são conectadas aos neurônios da camada de entrada, os quais são conectados a camada intermediária/escondida [Luger 2014]. Essas conexões inter-camadas possuem pesos associados a cada aresta/conexão. A camada escondida tem o papel de flexibilizar a dinâmica interna da rede, permitindo o reconhecimento de padrões e armazenamento de informações. A camada intermediária está conectada à camada de saída e cada conexão também possui

pesos especialmente e individualmente calibrados, seja pelo projetista ou por um método de aprendizado. Por fim, temos a camada de saída, responsável por emitir um ou mais sinais para a entrada dada.

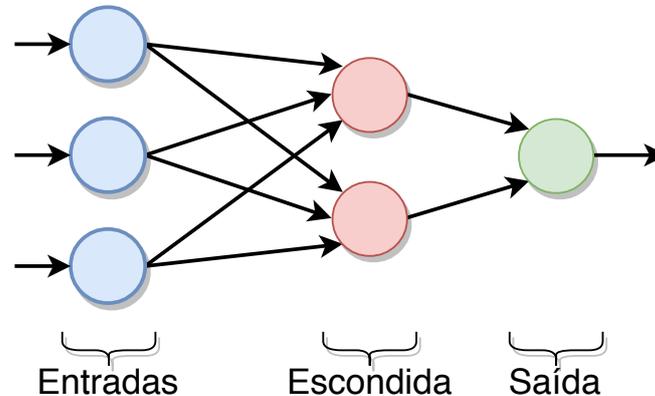


Figura 3.3: Modelo de rede neural simplificado com 3 entradas, 2 neurônios na camada escondida e 1 neurônio na camada de saída.

Outro importante mecanismo presente no neurônio é a função de ativação. Podemos encontrar tipos variados de funções: degrau, tangente hiperbólica, sigmoide, entre outras. Elas possuem funcionamento semelhante ao apresentado no limiar de excitação de neurônios orgânicos, permitindo a liberação do sinal de saída ou bloqueando-o, dependendo do quão alta foi a excitação produzida pelo somatório ponderado de entradas pelos pesos do neurônio. Cada tipo de função exerce uma pressão de excitação diferente.

Existe uma variedade de métodos de aprendizagem: correção de erro, baseada em memória, hebbiana, competitiva, Boltzmann e outros [Haykin 2001]. O método pode ser supervisionado ou não-supervisionado. Métodos supervisionados comparam a saída da RNA a um gabarito previamente calculado, enquanto os métodos não-supervisionados não utilizam gabaritos. Embora, os métodos apresentados sejam funcionais, eles não são prontamente adequados às aplicações que são necessárias nesta pesquisa, pois necessitamos que as Redes Neurais possam evoluir. Para cumprir esta demanda podemos combinar o poder de aprendizagem das RNAs e a eficácia dos Algoritmos Evolutivos em lidar com problemas de busca difíceis. Com esta proposta o AE pode evoluir os pesos da RNA, permitindo que a cada geração a própria rede altere seu comportamento.

Além da vasta gama de métodos de aprendizagem, os projetistas precisam lidar com outra decisão de projeto que pode impactar diretamente o funcionamento e desempenho da RNA, a função de ativação. Esta função aplica uma limitação à saída de cada neurônio, restringindo os limites das saídas dos neurônios [Ripley 2007]. A escolha da função de ativação é fortemente influenciada pelo escopo do projeto. Para projetos que envolvam classificação binária se pode utilizar a função Degrau, para

aplicações que necessitam de variação decimal positiva a função Sigmoide apresentase como principal indicação, enquanto que para variações positivas e negativas pode-se utilizar a função Tangente Hiperbólica.

3.3 Trabalhos Relacionados

Abordagens evolutivas vêm sendo utilizadas como ferramenta-chave em experimentos com inspirações biológicas [Mitri et al. 2013], geração de conhecimento em Ciência da Computação [Mirolli e Parisi 2008], ou simplesmente como técnica para estudo de emergência de comunicação [Loula 2011]. Os experimentos realizados com Algoritmos Evolutivos, ou mesmo Robótica Evolutiva, são variados. Portanto, focaremos apenas alguns que possuem potencial para contribuir de algum modo com o trabalho que será desenvolvido.

Greff e Nolfi [2010] investigaram as condições nas quais uma população de agentes podem evoluir habilidades de comunicação quando em face de tarefas que exigem coordenação/cooperação. Os pesquisadores utilizam robótica evolutiva e modelaram um experimento no qual os robôs deveriam se comunicar para resolver a tarefa. Os resultados mostraram que os robôs puderam evoluir um sistema de comunicação, gerando informações que possuía um valor comunicativo, isto é, as informações transmitidas eram capazes de provocar mudanças no comportamento do outro robô.

Uma máxima dos experimentos envolvendo robôs é que a interação com o ambiente pode fornecer as limitações necessárias para o surgimento de determinados comportamentos elementares [Brooks 1990], até mesmo a emergência de um sistema de comunicação, objetivo buscado neste trabalho. Os cenários propostos em vários experimentos apresentam quase sempre um ambiente com mais de um robô, e geralmente estes robôs competem ou cooperam entre si para executar uma tarefa, sendo tal tarefa devidamente montada para que ela induza a emergência do comportamento de indivíduos ou de toda população. Logo, é importante que saibamos como avaliar resultados proveniente de um grupo de robôs, pois a dinâmica de um grupo não representa necessariamente a dinâmica de um único indivíduo. Mitri et al. [2013] traz um estudo com robôs para a compreensão do surgimento de comportamento social. Neste trabalho os autores atacam o problema de comportamento coletivo utilizando uma abordagem individualizada, isto é, os robôs desenvolvem comportamento único, o qual agrega alguma informação no comportamento de todo o grupo. Esta abordagem facilita o estudo e análise dos resultados já que permite investigar o comportamento coletivo por meio de indivíduos. Caso contrário a análise teria que lidar com complicadores, como por exemplo, o estabelecimento de métricas de avaliação de todo o conjunto de robôs, dificultando desta forma a análise, já que o comportamento coletivo é fruto da participação de todos os indivíduos.

Analisar resultados das interações entre robôs apresenta seus próprios complicadores. Contudo, a análise se torna ainda mais complexa quando o fenômeno a ser analisado

se trata de linguagem. Steels [2000a] foi um dos primeiros pesquisadores a trabalhar com emergência de comunicação usando processos de aprendizagem. Portanto, seus trabalhos na área apresentam contribuições marcantes. Steels [2000a], por exemplo, procura produzir um modelo que apresente as características fundamentais da formação de uma linguagem. O argumento base do autor é a impossibilidade de manter um mapeamento constante e fiel de uma língua, pois como sabemos as linguagens estão em constante modificação, onde palavras novas surgem e outras recebem novos significados, quebrando modelos de regras engessados. Por conseguinte, sistemas capazes de evoluir com a linguagem seriam apropriados para o desenvolvimento de tecnologias capazes de produzir e compreender uma língua, além da compreensão de como a própria linguagem emergiu, respondendo a questionamentos fundamentais das Ciências Cognitivas. O paralelo entre o trabalho de Steels [2000a] e este trabalho é claro, já que ambos procuram analisar os termos subjacentes da emergência de uma linguagem, apesar de trabalharmos com emergência de linguagem corporal gestual através de um processo de aprendizagem evolutivo.

Steels [2004] utiliza um Naming game (tipo de jogo de linguagem) para estudar a criação de um vocabulário comum em uma população de agentes artificiais. O experimento executado por Steels [2004] utiliza dois agentes que devem estabelecer um diálogo primitivo. O falante comunica um nome criado/inventado e o ouvinte deve sinalizar/apontar para um objeto. O objeto é chamado de referente. Ele é a representação do nome criado. Esse ciclo de pronunciar nomes e apontar representações é repetido várias vezes através de um processo de aprendizagem em uma população de agentes. Ao final do processo são avaliadas as palavras adotadas pelos agentes para referenciar cada objeto, ou seja, a emergência de um vocabulário comum.

Steels e Loetzsch [2012] ampliam o entendimento sobre o potencial dos jogos de linguagem utilizando a técnica para estudar a emergência de nomes sob um contexto, como, por exemplo, atribuição de características ou nomes próprios. O experimento desenvolvido por eles, mostra que é possível a uma população de agentes auto-organizados, emergir um vocabulário auto-gerado em indivíduos corporificados.

Spranger [2015] trabalha com jogos de linguagem, porém insere uma perspectiva diferente daquelas que mostramos anteriormente. A pesquisa publicada por Spranger [2015] faz parte de um projeto de pesquisa que busca entender a origem e desenvolvimento da linguagem através da emulação dos estágios de desenvolvimento das crianças. A pesquisa em questão trata da aquisição de linguagem espacial, por meio de jogos de linguagem espaciais. A sentença: “O bloco está em frente da caixa que está na sua frente”, é o primeiro exemplo dado por Spranger para ilustrar a importância do entendimento de um dialeto espacial. Ele defende que sem as noções básica deste dialeto espacial somos incapazes de identificar o objeto referido sem ocorrência de ambiguidades. Para estudo deste fenômeno são utilizados jogos de linguagem e robôs que interagem em um cenário concebido pelo pesquisador, assim como em outros jogos, são utilizados dois robôs um falante e um ouvinte, o qual deve indicar o referente.

Embora os trabalhos apresentados nos parágrafos anteriores estejam diretamente alinhados com algum aspecto deste trabalho, eles não possuem o ponto diferenciador que esta dissertação buscará suprir, a investigação dos fenômenos sógnicos provenientes da emergência de comunicação nos agentes robóticos sob um limitado domínio sensorial. Oliveira [2015] apresenta uma análise do fenômeno de comunicação, delineando os papéis de cada interação sógnica dos agentes sob a luz da Semiótica de Charles S. Peirce. O trabalho de Oliveira [2015] apresenta uma releitura do experimento realizado por Mirolli e Parisi [2008], conquanto apresentando uma visão e análise mais aprofundada dos resultados, pois realiza uma análise em relação aos possíveis processos de representação envolvidos. Após a replicação, análise e discussão do experimento de Mirolli e Parisi [2008] o autor ratifica a presença de emergência de representações simbólicas nos processos que lidam com comunicação, além de demonstrar que a ocorrência destes processos cognitivos de alto nível possibilitaram o grau de adaptação presenciado na população avaliada.

Loula [2011] apresenta um estudo aprofundado sobre comunicação simbólica em criaturas artificiais. Seu trabalho propõe diferentes métodos para evolução de uma população de indivíduos, além de analisar o problema de representação em sistemas artificiais através da Semiótica de Charles S. Peirce. O autor realizou uma extensa análise dos resultados, definindo os componentes da relação triádica e ativação de neurônios na rede neural, procedimentos que permitiram verificar o surgimento de comunicação. Resumidamente, o caminho seguido por Loula [2011] oferece um paralelo para execução deste trabalho, embora limitações, objetivo fim e proposta de ambiente virtual sejam diferentes, pois neste trabalho as limitações de interações corporais serão consideradas já que trabalharemos num ambiente simulado tridimensional no qual haverá restrições experimentais diferenciadas, segundo as características dos robôs que serão simulados e o tipo de comunicação, que neste caso será gestual monomodal.

Os trabalhos mencionados nesta seção são de suma importância para aquisição de conteúdo, adequação experimental, conhecimento das limitações envolvidas nos experimentos com jogos de linguagem e inspiração para concepção dos experimentos que utilizaremos para emergir comunicação gestual simbólica entre agentes robóticos e entender a dinâmica deste processo.

Capítulo 4

Modelagem de Simulações em Domínio Monomodal

Os capítulos 2 e 3 lançaram as bases teóricas mínimas para a compreensão dos métodos de execução dos modelos, modelagem do fenômeno e análise dos resultados. Nessa etapa devemos considerar o tipo de fenômeno com o qual lidaremos, no caso deste trabalho: emergência de comunicação gestual entre robôs. Sabemos que comunicação, conforme explicado no capítulo 2 é um fenômeno social. Logo, é necessário a existência de dois ou mais agentes. Gesto é uma forma de comunicação que demanda a existência de um corpo (ver definição de Kendon [2004]). Portanto, dadas as restrições anteriores, o método de construção deve acomodar as características informadas. Logo, robôs serão inseridos em um cenário que permita a percepção de dimensões espaciais. O modo de execução do experimento, no entanto, é variado, possibilitando a criação de um modelo bio-inspirado ou execução padronizada aos moldes dos jogos de linguagem. Devido a simplicidade e padronização experimental, aplicaremos as técnicas de jogos de linguagem nos experimentos com robótica evolutiva para emergência de comunicação gestual monomodal.

Neste capítulo descrevemos os métodos utilizados para concepção de modelos de simulação, além dos pressupostos teóricos que guiaram as escolhas para idealização do cenário utilizado durante as simulações.

4.1 O Cenário

O cenário e estabelecimento de uma tarefa são essenciais em qualquer pesquisa. Porém, quando se trabalha com robótica evolutiva e com as limitações sensoriais presentes nesta pesquisa, torna-se imprescindível a realização de uma análise minuciosa da tarefa e cenário, isto é, objetivos, ambiente, formatos e dispersão dos objetos no ambiente e a própria natureza dos dados trabalhados podem interferir nos resultados, conforme os resultados apresentados demonstram (Cap. 5).

A fim de compreendermos e justificarmos as escolhas de projeto descritas ao longo deste capítulo, se faz necessário estabelecer um conjunto de premissas que fundamentarão a abordagem adotada. Conforme explicamos no capítulo 2, a emergência de um sistema de comunicação gestual é de suma importância neste trabalho, e para alcançá-lo foram estudados diferentes trabalhos que forneceram inspiração para modelagem de um cenário artificial que provesse as oportunidades e limitações para emergência de tal sistema. Embora não tenhamos utilizado uma única referência, isto é, uma única inspiração somente biológica ou baseada em um jogo de linguagem para criação do cenário, pesquisas como a dos autores [Roberts et al. 2014; Spranger 2015; Steels e Loetzsch 2012] se sobressaíram, pois trazem um paralelo claro do poder dos gestos e capacidade dos modelos construídos sobre a forma de jogos de linguagem, além de ratificar experimentalmente que o gesto pode ser produzido por qualquer parte do corpo [Roberts et al. 2014], conforme interpretação da definição dada por Kendon [2004].

Inspirados nestes trabalhos, concebemos um cenário de jogo de linguagem entre robôs, utilizando dois robôs e dois objetos. Neste cenário um robô assume o papel de comunicante e outro robô, o papel de intérprete. O comunicante, conhecedor dos dois tipos de objetos presentes no cenário, executa um gesto específico para cada um dos objetos. O intérprete, por outro lado, deve adivinhar qual o objeto referido pelo comunicante. A fim de executar o cenário descrito, criamos ciclos. Os ciclos permitem que o robô intérprete aprenda quais são os objetos e posteriormente, tente relacionar os objetos aprendidos com um gesto produzido pelo comunicante, conforme ilustrado na Figura 4.1.

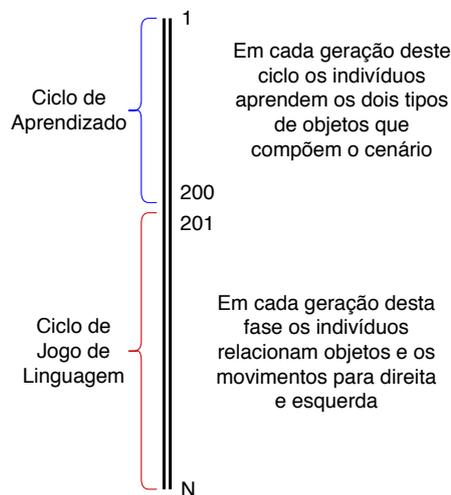


Figura 4.1: Apresentação dos ciclos de aprendizado e jogo de linguagem.

Durante o primeiro ciclo e para cada geração que faz parte desta fase, os indivíduos são apresentados apenas aos objetos (dois objetos). Este ciclo é denominado ciclo de aprendizado, pois se destina a assimilação dos padrões de reconhecimentos dos

objetos por parte do robô intérprete. O cenário típico encontrado nas gerações deste ciclo é apresentada na Figura 4.2.

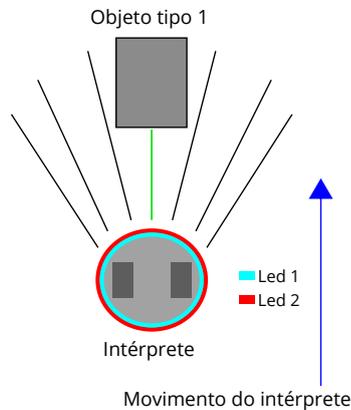


Figura 4.2: O robô intérprete presente no cenário, deve sensoriar os objetos e adquirir os diferentes padrões de reconhecimento para cada um deles.

A Figura 4.2 é composta por robô intérprete e um objeto alvo. O objeto alvo visto na figura poderia ser qualquer um dos 5 tipos apresentados na Figura 4.4. O objetivo da tarefa ilustrada pela Figura 4.2 é mostrar a aquisição de padrões dos objetos que antecede o jogo de linguagem. Isto define um ciclo inicial da experimentação em que o intérprete aprende os diferentes objetos que compõem o cenário, sem ocorrência de comunicação ou presença do comunicante. O robô intérprete, ao visualizar os objetos, adquire um padrão de reconhecimento sensorial de objetos, ou seja, os dados perceptivos do objeto 1, por exemplo, passam a ser identificados como objeto 1.

O objeto, neste cenário, é posicionado no limiar do alcance do sensor de distância central do intérprete. Esse limiar equivale à 44 cm. O intérprete se move em direção ao objeto. Esse movimento adiciona a noção de tempo. Adicionalmente, os padrões apresentados pelos formatos dos objetos mudam à medida que o intérprete se aproxima do alvo. Logo, é necessário para o intérprete reconhecer que o padrão observado atualmente continua a pertencer ao objeto inicialmente detectado, ou seja, com o movimento criamos a necessidade de memória.

A segunda parte do experimento, envolve o jogo de linguagem propriamente dito, isto é, o jogo de adivinhação. No segundo ciclo, o cenário é composto por robô intérprete, robô comunicante e objeto, conforme a Figura 4.3. O robô comunicante, previamente programado, reconhece o objeto adiante e executa um movimento para esquerda ou direita, a depender do objeto presente na cena atual. O robô intérprete deve então sinalizar, por meio dos LEDs e enquanto se move em direção ao comunicante, qual o objeto comunicado por ele. À medida que o jogo prossegue, o intérprete que nada conhece sobre as relações estabelecidas entre objetos e gestos (movimentos),

deve evoluir e aprender a relacionar os movimentos para esquerda e direita com os diferentes objetos.

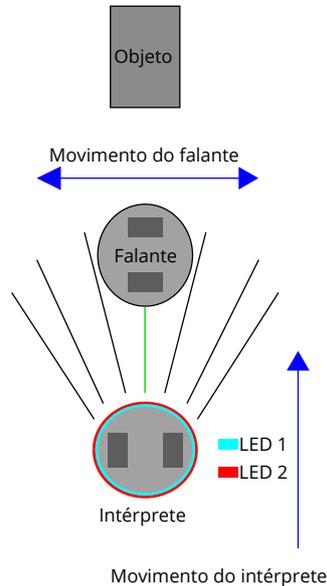


Figura 4.3: Neste cenário, temos um robô comunicante que já conhece os objetos. Ele então executa um gesto baseado no objeto presente no cenário. O robô intérprete deve interpretar e sinalizar por meio de leds, qual o objeto referido pelo gesto do comunicante.

Ao analisarmos a dinâmica do jogo de adivinhação apresentado acima, observamos a presença de todos os elementos necessários para satisfazer as restrições de Peirce para existência de símbolos. O objeto presente na cena é identificado pelo robô comunicante, o comunicante então executa um movimento relacionado univocamente ao objeto. Neste momento, temos a existência de uma tentativa de comunicação gestual simbólica, pois o gesto não guarda qualquer qualidade, relação causal ou temporal com o objeto da cena. O robô intérprete ao identificar o gesto, pode associá-lo com um objeto. A simples interpretação do signo produzido já pode ser caracterizado como comunicação. Porém, a forma como esse padrão de reconhecimento do gesto é adquirido e alocado na rede neural é que determinará a emergência de comunicação gestual simbólica ou não. Caso haja percepção de símbolos, teremos, o gesto do comunicante como símbolo, o objeto da cena como objeto que determina o símbolo e o interpretante como sendo o acendimento do LED.

Foram criados cinco tipos de objetos, os quais são apresentados na Figura 4.4. Os objetos apresentados na figura foram utilizados em diferentes configurações experimentais para suprir determinados requisitos, como adição de complexidade e informações de contexto, de modo que os indivíduos demonstrassem a capacidade de reconhecer e associar, mesmo com a severa restrição sensorial presente. A habilidade de identificar diferentes objetos demonstra maior capacidade cognitiva.

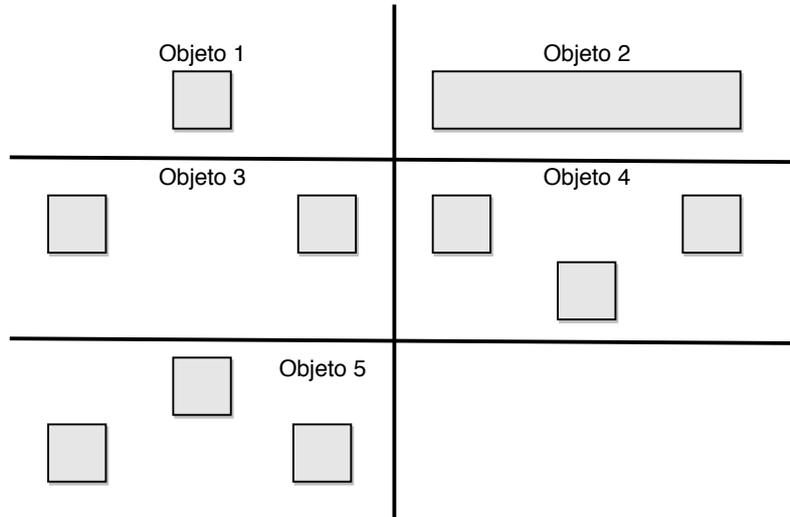


Figura 4.4: Tipos de objetos.

Para execução das simulações, os objetos são posicionados à frente e sobre o eixo de simetria do robô intérprete, logo, o número de sensores que são capazes de detectar o objeto pode variar conforme o tipo de objeto e a distância que o robô se encontra dele. É importante salientar que consideramos durante todo o desenvolvimento deste trabalho, objetos compostos por partes, por exemplo, objetos 3, 4 ou 5, os quais são formados pela união de pequenos blocos espaçados, como sendo objetos únicos. Outra importante observação com relação aos objetos é a existência de diferentes padrões de detecção pelos sensores de distância.

As simulações foram realizadas no software de simulação V-REP (Figura 4.5), para cada caso possível, ou seja, robô intérprete e robô comunicante, intérprete e objetos diferentes. As informações capturadas pelos sensores durante as simulações foram armazenadas, conforme veremos com maiores detalhes na subseção 4.2.1.

Com a separação das simulações em partes: movimento para direita, movimento para esquerda, objeto 1, objeto 2 e outros, podemos alimentar os indivíduos da população com as informações sensoriais pré-armazenadas, pois devido a forma do experimento os dados sensoriais não mudam, além disso, a realização do processo evolutivo de tais indivíduos fora do ambiente de simulação, permite que o tempo de simulação seja sensivelmente reduzido.

A condução do experimento segue moldes dos experimentos realizados por Steels [2010, 2012] e Spranger [2015]. Assim como nos experimentos realizados pelos autores citados, neste experimento, o robô intérprete deve descobrir qual o objeto que o robô comunicante está a comunicar por meio do movimento (gesto) realizado. O comunicante conhece de antemão os tipos de objetos. O intérprete nada sabe sobre os tipos de objetos e quais gestos estão relacionados a cada tipo, logo, ele deve evoluir através de gerações para aprender os tipos de objetos e posteriormente aprender quais gestos estão associados a cada tipo de objeto. O intérprete ganha pontos

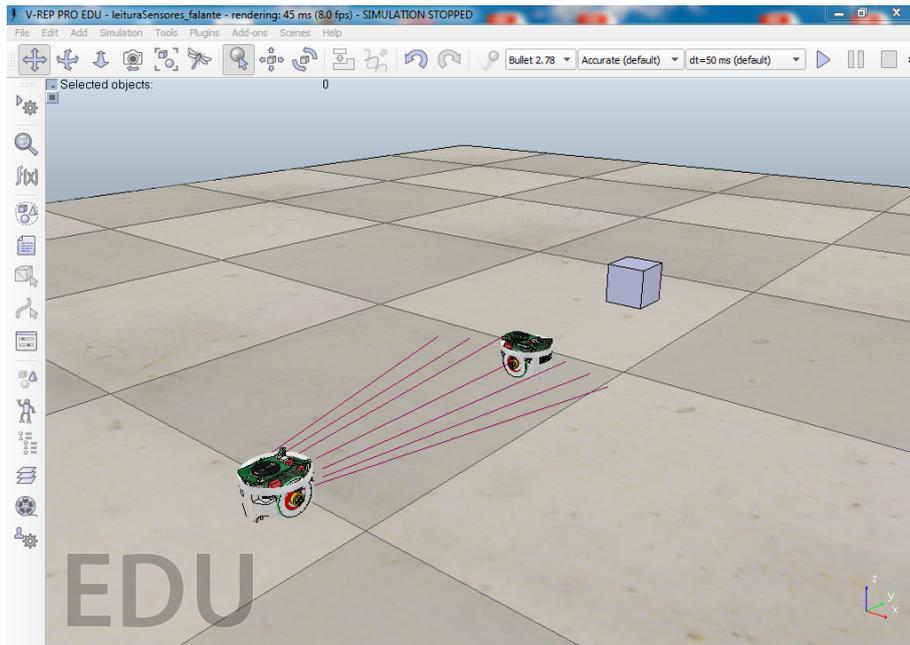


Figura 4.5: Interface do software de simulação V-REP.

quando acerta o que foi comunicado pelo comunicante e perde pontos quando erra.

Um importante fator adicionado neste trabalho e que difere de outros como [Steels 2000a] é a inclusão da grandeza *tempo*. Tecnicamente um gesto pode ser entendido como uma sequência de poses em um intervalo de tempo, portanto, é um padrão temporal. Além disso, robôs em um ambiente real estão a mercê de grandezas como o tempo, espaço e outras, logo, inserimos a noção de tempo e espaço na tarefa, tanto para objetos quanto para os gestos, fazendo o robô intérprete mover-se em direção ao alvo. Cabe ressaltar que os movimentos executados pelo comunicante e intérprete são os únicos pontos diretamente programados.

4.1.1 Forma, Organização e Arquitetura Cognitiva do Agente

Os parágrafos anteriores trataram de especificar o ambiente e tarefas que os agentes robóticos deverão executar, porém nada foi apropriadamente definido acerca da forma, organização e arquitetura cognitiva dos agentes. Nesta subseção essas bases serão fornecidas e justificadas.

Os robôs presentes no experimento, intérprete e comunicante, foram inseridos no cenário com os mesmos tipos de sensores, porém, com comportamentos e capacidade autônoma diferentes. Enquanto o robô comunicante foi pré-programado com comportamento fixo, o robô intérprete teve apenas o movimento frontal fixado. A inclusão do movimento frontal do intérprete, justifica-se graças a mudança nos pa-

drões de formatos do objetos proporcionada pelo movimento. Contudo, as habilidades cognitivas foram evoluídas, isto é, a capacidade de reconhecer e classificar objetos, associar gestos e objetos, foram habilidades que ficaram a cargo do processo evolutivo.

O agente robótico escolhido foi o robô E-Puck simulado no software V-REP (Figura 4.5). O V-REP, software de simulação e projeto, apresenta flexibilidade, podendo simular dinâmica de corpos num ambiente tridimensional, possui plataforma de programação embarcada e possibilita a execução de código em outras linguagens e plataformas com alto nível de simplicidade, pois estas conexões são feitas no conhecido modelo cliente/servidor [Rohmer et al. 2013]. Além destas características, o V-REP é multiplataforma e possui um grupo de usuários ativos e boa documentação. Em contrapartida, ele apresenta limitações relativas a escalabilidade. Simulações envolvendo robótica evolutiva, podem demorar horas, ou mesmo dias para gerar um resultado. Quando consideramos esse fator e a necessidade de realizar dezenas de simulações, muitas vezes com alteração de um único parâmetro, a escolha por simulações *offline* se torna mais indicada.

A escolha do E-Puck (Figura 4.6) baseia-se numa decisão de projeto, pois o formato, robustez e outros fatores não desempenham funções críticas neste trabalho. Apesar de apresentar sensores variados, foram utilizados somente os sensores de distância por infravermelho presentes, além da adição de mais sensores de distância do mesmo tipo, a fim de melhorar o campo de cobertura perceptiva do robô e diminuir as lacunas de percepção, isto é, os pontos cegos decorrentes do espaço e abertura angular entre os sensores. A distância entre cada sensor foi fixada em 1.5 cm. Tomando como base o sensor central, posicionado sobre o eixo de simetria, todos os sensores tiveram uma abertura angular de 5° em relação ao sensor imediatamente mais próximo ao eixo de simetria.

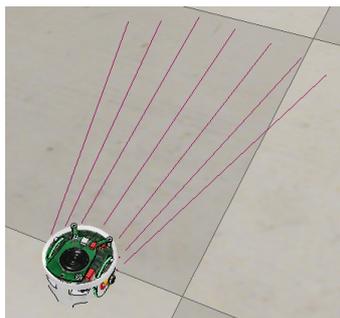


Figura 4.6: Robô E-Puck e disposição dos sensores de distância.

Após alterações, o robô passou a contar com sete sensores de distância cujo alcance era de 45 cm, os valores indicados pelos sensores, portanto, obedecem ao intervalo de 0 a 0.45, sendo o valor próximo a 0, equivalente ao alvo muito perto e 0.45 quando o alvo está na distância máxima. Quando os sensores não detectam o alvo eles indicam o valor *null*, ou seja, o alvo está fora do alcance. Além dos sensores de distância,

outro componente importante na estrutura apresentada são os motores que movimentam as rodas acopladas em lados opostos do corpo do robô. Cada roda possui um motor dedicado, podendo realizar um movimento independente do movimento do outro motor, essa característica permite que o agente possa movimentar-se sobre seu próprio eixo de rotação. No entanto, os motores receberam um mesmo valor de velocidade angular ($140^\circ/\text{s}$). Logo, apenas movimento retos eram possíveis. Movimentos laterais não eram necessários para a experiência do intérprete, pois conforme apresentamos anteriormente para execução do jogo de adivinhação o deveria apenas se aproximar do alvo.

A Figura 4.7 apresenta os componentes, sensores e atuadores, os quais foram comentados no parágrafo anterior, em conexão com a Arquitetura Cognitiva, correspondente ao controle de decisão do robô, crucial para realização das tarefas. Este componente (Figura 4.8) inclui a memória associativa na forma de uma rede neural, na qual conexões neurais serão rearranjadas por meio do processo evolutivo de modo que o agente possa identificar o gesto produzido pelo comunicante e associá-lo ao seu respectivo alvo.

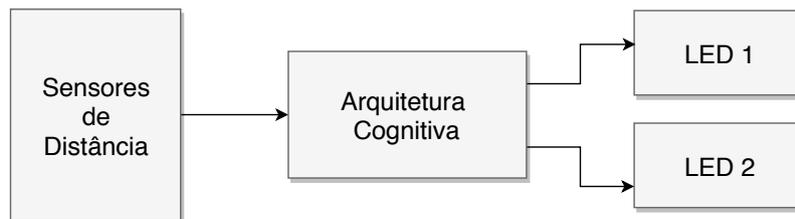


Figura 4.7: Diagrama de blocos do sistema.

A interface do robô com o ambiente simulado, fornece dados sensoriais captados pelos sensores de distância. Esses dados são tratados, a fim de eliminar dados não numéricos, isto é, o *null* captado pelos sensores quando não detectam o alvo, por exemplo, foram trocados por um valor numérico fora dos valores válidos do sensor. Só então os dados sensoriais alimentam uma RNA (sistema cognitivo) do indivíduo, produzindo uma saída visual nos LEDs.

A Figura 4.8 apresenta uma arquitetura cognitiva para o robô intérprete, isto é, o modo como a rede neural deverá estar interconectada. A arquitetura apresenta dois caminhos, os quais são mutuamente exclusivos. A necessidade de ativação exclusiva dos caminhos se deve a restrições de análise, pois caso tivéssemos os dois caminhos ativos ao mesmo tempo, para as mesmas entradas, não poderíamos determinar qual caminho consuma de fato a resposta, já que teríamos contribuições percentuais dos caminhos. Contribuições percentuais inviabilizariam a análise de emergência de símbolos, já que não poderíamos determinar a existência ou inexistência deles. O caminho número 1 se mostra como o fluxo natural dos dados, pois apresenta menor complexidade. Menor complexidade neste contexto, significa maior facilidade para aquisição dos padrões de reconhecimento, sendo necessárias menos gerações. O caminho número 2, por outro lado, se mostra mais complexo, pois possui um número

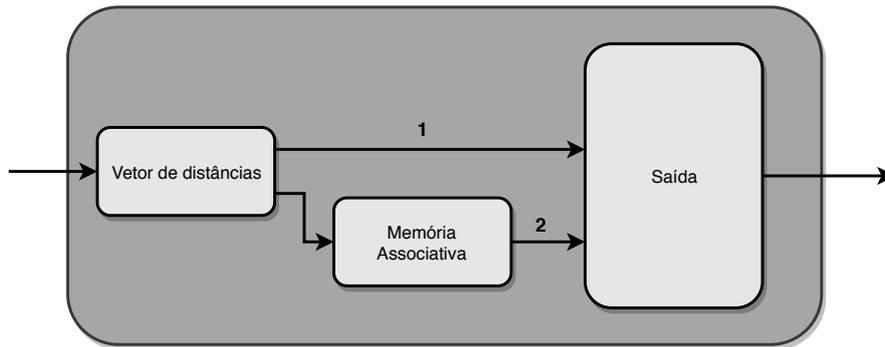


Figura 4.8: Na Figura temos uma arquitetura que apresenta dois caminhos, os quais são alimentados com a mesma informação sensorial.

maior de conexões, sendo o caminho mais longo. A existência do caminho número 2, apresenta uma função cognitiva de alto nível, pois ela permite que padrões sejam assimilados e posteriormente relacionados com outros padrões já adquiridos. Por exemplo, após adquirir os padrões de reconhecimento dos objetos 3 e 4, por meio do caminho 1, o caminho 2 pode assimilar os padrões de movimento para esquerda e direita, os quais podem ser associados em seguida aos objetos 3 e 4. O funcionamento do caminho 2, sugere as mesmas funções de uma memória, sendo essa memória associada a uma memória reativa (representada pelo caminho 1). Logo, chamamos o caminho número 2 de caminho associativo ou memória associativa.

A memória associativa tem um papel fundamental para aquisição de símbolos, ou seja, para emergência de comunicação gestual simbólica. A associação entre os movimentos e objetos, por exemplo, com uso da memória associativa e caminho 1, respectivamente, permitem a possibilidade de surgirem associações simbólicas, já que não existem qualificadores entre os objetos e os movimentos. O surgimento de um símbolo, portanto, depende da existência da memória associativa. Porém, a mera presença dela não garante que as conexões entre objetos e movimentos serão simbólicas.

4.2 Experimento

Os trabalhos envolvendo robótica evolutiva e jogos de linguagens são elaborados com a utilização de agentes robóticos, os quais são inseridos em um ambiente, seja ele real ou virtual. Para execução dos experimentos utilizamos um simulador de robótica (V-REP) e simulamos um ambiente e a execução de uma tarefa. Logo, detalharemos na subseção 4.2.1 como os dados de simulação foram adquiridos para a execução dos experimentos. Outros quesitos que também estão presentes em robótica evolutiva são os sistemas cognitivos e de controle, além dos algoritmos evolutivos, responsáveis por evoluir uma população de indivíduos. Explicaremos os procedimentos e escolhas realizados sobre os algoritmos evolutivos na subseção 4.2.3, enquanto na subseção

4.2.2 falaremos sobre a utilização de Redes Neurais para o controle e cognição dos agentes robóticos.

4.2.1 Aquisição de Dados

Dados os casos com cinco diferentes objetos e robô comunicante movendo-se para esquerda e direita, temos um total de sete mini cenários para simulação. Cada caso foi montado separadamente no ambiente de simulação e executado pelo mesmo período de tempo e sob as mesmas configurações do simulador.

As Figuras 4.3 e 4.2 são boas ilustrações para compreensão das variáveis presentes no cenário. Considerando que o robô seja inicializado em uma posição qualquer, o alvo foi posicionado de modo que esteja próximo do limite de alcance dos sensores. Ao iniciar a simulação, o robô intérprete se move em direção ao alvo a uma velocidade constante (0.104 m/s), com tempo limite para simulação de 2 segundos. Outra importante configuração do simulador foi a taxa de amostragem. Esse parâmetro regula os intervalos de aquisição dos dados, cálculo de interações físicas, execução de scripts embarcados, atuação, entre outras funcionalidades. Ou seja, este parâmetro institui o período de tempo discreto para construção e simulação do ambiente virtual. Fixamos o taxa de amostragem em 50 milissegundos. O passo de 50 milissegundos nos forneceu 43 leituras de distâncias para o intervalo de 2 segundos de simulação em cada um dos 7 mini cenários.

Ao analisarmos a execução das simulações e as características do robô, percebemos que o armazenamento das distâncias capturadas pelos sensores durante os 2 segundos de simulação são suficientes para simulação *offline*, pois os padrões de movimentação são estáticos e o robô possui único domínio sensorial. Portanto, não temos outros dados provenientes das simulações *online* que deveriam estar presentes nas simulações *offline*.

O trecho abaixo apresenta uma sequência de valores captados pelos sete sensores do robô intérprete e posteriormente armazenados. O trecho pertence ao objeto 1, portanto o sensor central é o único a perceber o objeto. Vemos também que os valores diminuem à medida que o robô intérprete se aproxima do objeto. Os valores com apenas números nove, dizem respeito ao tratamento realizado sobre os dados, pois tais números substituem o “*null*” informado pelos sensores quando nenhum objeto está ao alcance. Em outras palavras, o número nove assume a noção de infinito. A escolha do número nove se justifica pelo fato de que ele é muito maior que os valores capturados, porém não é tão grande a ponto de inviabilizar o ajuste de pesos das redes neurais presentes nos indivíduos, pois como veremos na subseção seguinte o intervalo de pesos das redes foi limitado.

...
 9,9,9,0.2096,9,9,9
 9,9,9,0.2054,9,9,9

```

9,9,9,0.2011,9,9,9
...
9,9,9,0.1799,9,9,9
9,9,9,0.1757,9,9,9
9,9,9,0.1714,9,9,9
...

```

Na Figura 4.3 temos o robô comunicante na posição central. Nesta posição o sensor de distância central do robô intérprete capta a distância até o robô comunicante. Essa medida sofre alterações ao passo que o robô se aproxima do alvo, conforme atestado pelo trecho apresentado acima. Quando posicionado na posição central, a fim de realizar um movimento para esquerda ou direita do intérprete, o robô comunicante executa no início da simulação um pequeno script, que o impulsiona para frente, ou seja, o comunicante realiza um movimento perpendicular ao intérprete. Desta forma, à medida que se move, o comunicante é detectado por todos os sensores frontais do intérprete. Essas simulações também têm duração de dois segundos cada (direita e esquerda). É importante salientar que houve uma simulação para cada caso, objetos, movimento para esquerda e movimento para direita, ocorreram separadamente.

O trecho abaixo exhibe uma sequência de leituras para o movimento para esquerda. É possível notar que os sensores capturam o movimento através da diferença de valores entre a leitura anterior e a atual, além da diferença entre quais sensores estavam ativos entre cada leitura.

```

...
9,0.1412,0.1110,0.1395,9,9,9
9,0.1280,0.1068,0.1020,9,9,9
9,0.1207,0.1025,0.0997,9,9,9
...
0.1211,0.0884,0.0770,9,9,9,9
0.1081,0.0841,0.0728,9,9,9,9
...

```

Os dados capturados em cada simulação foram posteriormente utilizados como entradas para simulação *offline* durante o processo de evolução da população de RNAs. As Redes Neurais evoluídas deveriam responder aos estímulos de entrada informando se tais estímulos informavam um objeto x ou y .

4.2.2 Rede Neural do Intérprete

Uma Rede Neural pode assumir diferentes papéis em um projeto envolvendo robôs, desde o controle de funções primárias até a tarefa de classificar padrões. A Figura 4.7 permite avaliarmos os dados que serão processados pelo sistema cognitivo e

as respostas para estes estímulos de entrada. Já a Figura 4.8 fornece uma visão ampliada do diagrama de blocos da Figura 4.7, na qual percebemos a presença de dois caminhos que devem ser modelados para formação de um sistema que consiga atender as demandas de classificação e associação simbólica. Algumas habilidades básicas e estruturas são facilmente notadas da Figura 4.8. Vemos a necessidade de camadas internas, além da habilidade de lidar com dados numéricos temporais, exigindo a presença de um dispositivo de memória de curto prazo. Além disso, o uso exclusivo dos caminhos 1 e 2 demanda técnicas de análise da dinâmica de ativação destes caminhos, pois o processo de ativação único de um caminho pode configurar a ocorrência de signos.

Dados estes requisitos fundamentais: capacidade de reconhecer padrões temporais decorrente do movimento do robô comunicante, capacidade associativa, e simplicidade de análise da dinâmica da rede para avaliar processos representacionais, optamos por uma rede em camadas, com a presença de auto-recorrência nos neurônios da camada de entrada, gerando persistência temporal dos dados sensoriais. Adicionalmente, a ativação das camadas intermediárias e camada associativa se valeram da regra de ativação *Winner Takes All* (WTA).

Duas topologias de Rede Neural foram construídas, ambas contemplando a possibilidade de memória associativa. A memória associativa foi implementada através da criação de uma camada de neurônios que recebe dados da camada de entrada e então alimenta a camada escondida da rede neural por meio de suas saídas. Essa camada recebeu o nome de camada associativa, devido a sua localização e propósito na rede neural. O uso da camada associativa para assimilação dos padrões de movimento, enseja a emergência de comunicação simbólica, pois ela pode armazenar o signo e relacioná-lo com o objeto assimilado pela camada intermediária.

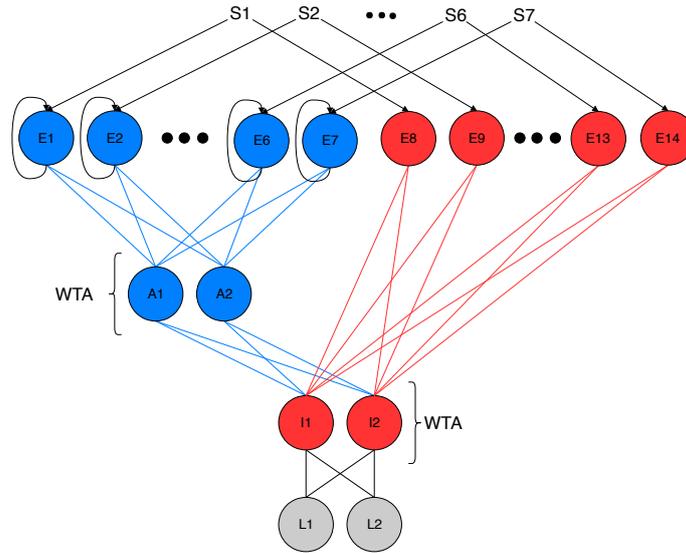


Figura 4.9: Topologia de Rede Neural tipo A. Esta rede apresenta camada de entrada com dois fluxos. A entrada realimentada conecta-se à camada associativa e a entrada não recorrente conecta-se à camada escondida.

Na Figura 4.9 vemos a Rede tipo A. Os dados que alimentam as camadas associativa e escondida são essencialmente os mesmos. A diferença, no entanto, entre os dados que alimentam a camada escondida e a camada associativa é a realimentação. Os dados que seguem para a camada associativa estão sujeitos a recorrência com ponderação pelo coeficiente τ antes de entrarem na camada associativa, enquanto os dados que fluem para camada escondida não recebem nenhum reforço, ou seja, a camada de entrada ligada à camada escondida não possui nenhuma capacidade de lembrar dos dados.

Essa topologia (Rede tipo A) cria um caminho inicialmente separado e sua motivação está relacionada a criação de informações distintas sobre um mesmo evento. Loula [2011] trabalhou com agentes que conseguiram associar informações visuais a informações sonoras, ou seja, domínios sensoriais distintos para signos e objetos. Este trabalho, no entanto, utiliza somente um único domínio sensorial, o que traz um desafio: diferenciar os dados para o surgimento de associações. Portanto, seguindo a linha usual, a criação da rede do tipo A, com entradas que produzem fluxos diferenciados, teve por objetivo criar leves mudanças nos dados com o propósito de facilitar o surgimento de associações, já que o uso de caminhos separados habilita a especialização de setores da rede para percepção de determinados padrões. Por exemplo, o caminho em azul, apresenta maior poder cognitivo, logo, padrões mais complexos podem utilizar o potencial oferecido. Por outro lado, o caminho em vermelho, com menos potencial cognitivo e conseqüentemente mais simples, é capaz de sofrer ajustes mais rapidamente para assimilação de padrões estáticos.

Embora a rede do tipo A apresente dois caminhos com entradas separadas, o processo evolucionário não deixa de ser complexo, pois nenhum favorecimento é dado para que

determinados padrões sejam preferidos a ocupar um caminho ou outro. Portanto, é papel do processo evolutivo guiar os indivíduos no cumprimento das tarefas, de modo que todos os padrões sejam devidamente alocados, surgindo ou não associação.

A segunda topologia desenvolvida para investigar as condições de emergência de comunicação simbólica foi a rede tipo B, apresentada na Figura 4.10.

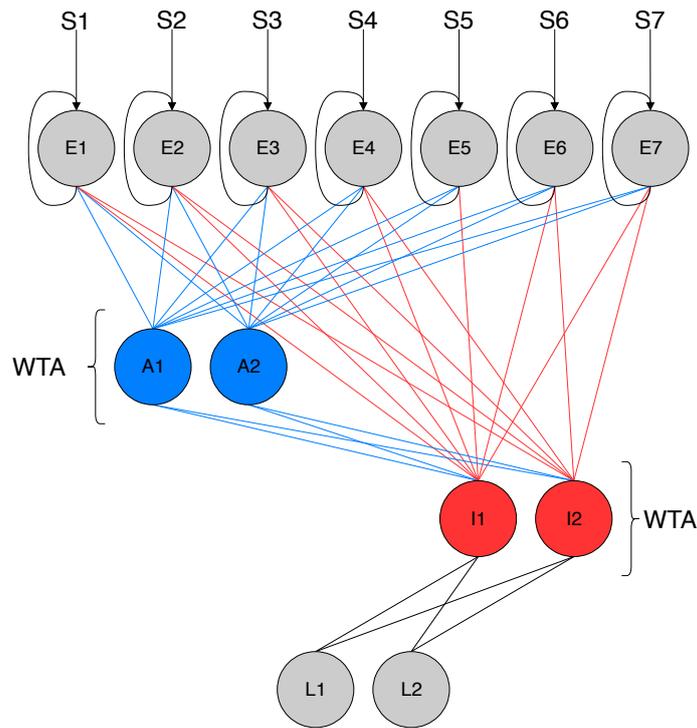


Figura 4.10: Topologia de Rede Neural tipo B. Esta rede apresenta camada de entrada realimentada única, camada escondida e associativa com 2 neurônios cada e camada de saída com 2 neurônios.

Na rede tipo B, temos uma topologia de rede com 7 entradas, 2 neurônios na camada escondida, 2 neurônios na camada associativa e 2 neurônios na camada de saída. Essa rede apresenta ainda, WTA nas camadas escondida e associativa, realimentação da camada de entrada e função de ativação do tipo Degrau na camada de saída, além de ativação exclusiva de caminhos (caminho em azul ou vermelho). A ativação exclusiva de caminhos permite que apenas um caminho contribua na decisão da rede para uma entrada qualquer. Ou seja, dada uma entrada que pertence ao padrão de movimento à direita, por exemplo, a rede contabilizará o resultado da camada associativa se ela for ativada (houver superação do limiar de ativação), caso contrário, o resultado da saída da camada associativa será multiplicado por zeros nos neurônios da camada escondida. No caso em que haja ativação da camada associativa (superação do limiar de ativação) as entradas que se conectam diretamente à camada escondida (caminho em vermelho) serão multiplicadas por zeros, não contribuindo para o somatório dos neurônios da camada escondida.

A rede tipo B apresenta uma camada de entrada sem diferenciação de fluxos. Logo, as mesmas saídas dos neurônios de entrada alimentam ambas camadas seguintes (associativa e escondida). O uso de camada única insere grande complexidade ao ajuste de pesos e alocação de padrões durante o processo evolutivo, pois a utilização da camada associativa não se apresenta como opção de maior capacidade cognitiva que a camada escondida. Conseqüentemente, quaisquer associações devem surgir sob condições semelhantes.

Nos parágrafos anteriores mencionamos a existência de ativação exclusiva de caminhos, sendo esta técnica aplicada às redes do tipo A e B. As motivações para aplicação de tal técnica, deve-se ao fato de que não conseguimos determinar a existência de associação caso não exista ativação exclusiva, pois cada peso adiciona uma contribuição à resposta. Logo, a presença de ativação exclusiva permite que seja atestada a contribuição ou utilização de apenas um caminho.

Algumas habilidades inseridas nas redes A e B, demandam a utilização de neurônios especialmente adaptados, bem como o emprego de procedimentos que permitam a análise da dinâmica de ativação neural. A equação 4.1 apresenta o cálculo da ativação de um neurônio simples, ou seja, um neurônio incapaz de lembrar qual a entrada anterior. Esse neurônio foi utilizado em camadas que não demandaram recorrência.

$$a = B + \sum_{n=0}^k x_n W_n$$

$$y = f(a)$$
(4.1)

Na equação 4.1 temos um somatório da multiplicação das entradas x_n pelos seus respectivos pesos W_n , somado ao B (bias) do neurônio, determinando a ativação a do neurônio. Para capacitar os neurônios a reconhecer padrões dependentes do tempo, é necessário que ocorra uma realimentação na equação. Isso pode ser feito com a soma da ativação atual com a ativação anterior ponderada por um coeficiente de decaimento/recorrência, conforme a equação 4.2.

$$a_i = a_{(i-1)} \tau + B + \sum_{n=0}^k x_n W_n$$
(4.2)

A ativação anterior $a_{(i-1)}$ é ponderada pelo τ , que exerce a função de decaimento, calibrando o quanto a rede deverá “lembrar” da saída anterior. Ou seja, ele funciona como um coeficiente de memória. Este coeficiente de memória permite que a Rede perceba movimentos, por meio de uma realimentação da entrada. A equação 4.2 pertence ao *Leaky Integrator* [Floreano e Mattiussi 2008].

Normalmente as equações que apresentam o somatório ponderado de pesos e entradas dos neurônios recebem o acréscimo de um BIAS. Este tem por função deslocar a ativação da rede para determinado valor, porém não é interessante nos casos que

trabalharemos obter tal deslocamento, pois desejamos que a ausência de estímulos nas entradas produza uma resposta com valor. Logo, removemos o BIAS da equação 4.2, obtendo a equação 4.3.

$$a_i = a_{(i-1)} \tau + \sum_{n=0}^k x_n W_n \quad (4.3)$$

Além da ativação exclusiva de camadas, as camadas escondida e associativa foram dotadas com a ativação WTA (*Winner Takes All*). O WTA funciona como uma regra de ativação que considera a camada e não apenas um neurônio. Quando aplicamos o WTA em uma camada, estamos inserindo uma regra de ativação que permite apenas ao neurônio mais ativo, a possibilidade de externar sua saída. Por exemplo, dados dois neurônios quaisquer presentes em uma camada que possui regra de ativação WTA, ao receberem uma entrada eles entregam uma resposta. Porém, somente o neurônio que fornecer a resposta com maior valor será ativado. Os outros neurônios recebem valor de ativação igual a zero. O WTA foi utilizado na Rede Neural a fim de ajustar as capacidades da rede, ao permitir a análise da dinâmica de ativação interna da RNA e liberar a ativação de um único neurônio por camada a cada entrada. Esse poder de análise derivado da ativação única do neurônio possui como contraponto uma redução do poder de assimilação de padrões, pois cada neurônio cria uma relação unívoca em relação a um padrão. Logo, para identificar mais padrões torna-se necessária a adição de mais neurônios.

4.2.3 Algoritmo Evolutivo

O Algoritmo Evolutivo (AE) desenvolvido segue a abordagem típica destes algoritmos. Uma população de indivíduos é inicialmente gerada, passando por seleção e variações ao longo de gerações, até que um limite de gerações seja atingido ou a tarefa seja cumprida.

A primeira etapa do AE é a criação e inicialização da população com 50 indivíduos. Cada indivíduo da população corresponde a uma rede neural, sendo a população inicial composta de redes neurais com pesos aleatórios em todas as camadas e τ aleatórios, embora τ sejam usado somente na camada de entrada da rede tipo A e na camada de entrada recorrente da rede tipo B. Os pesos presentes nos neurônios recebem inicialização aleatória entre -2 a +2, enquanto os limites de τ variam entre 0 a 0.99.

Para avaliar cada indivíduo da população, é realizada a simulação *offline*, ou seja, cada rede neural presente nos indivíduos recebe dados obtidos dos sensores de distância, sendo a resposta resultante comparada ao resultado esperado. Para um resultado correto no jogo de adivinhação, as entradas pertencentes ao movimento para direita (que o comunicante produz na presença do objeto 3), por exemplo,

devem produzir na saída do intérprete o acendimento do LED relacionado ao objeto 3. Caso o intérprete relacione corretamente o *fitness* é incrementado em +1. Caso contrário, isto é, o indivíduo erra a classificação e acendimento do LED, por exemplo, decrementa-se em -1. Portanto, o surgimento de indivíduos com *fitness* negativos ou positivos é uma possibilidade neste cenário, considerando o valor inicial de *fitness* como zero. É importante ressaltar que os ciclos interferem no *fitness* máximo possível, pois durante os ciclos são apresentadas quantidades diferentes de entradas. São fornecidas 86 entradas no ciclo de aprendizado. As entradas deste ciclo são compostas por 43 entradas de um tipo de objeto e 43 para um outro tipo de objeto. No segundo ciclo, o jogo de linguagem, o *fitness* máximo passa a ser de 172, sendo composto por 86 entradas de objetos (43 para cada tipo de objeto) e 86 entradas de movimentos (43 para direita e 43 para esquerda).

Depois da avaliação, procede-se com a seleção dos indivíduos. A seleção é elitista e os 10 indivíduos com maior *fitness* são selecionados. A cada geração, o melhor indivíduo é identificado e sua ativação neural é registrada para cada uma das entradas. Este registro pode ser objeto de análise, pois essas informações permitem a verificação dinâmica de ativação neural deste, sendo possível identificar padrões de escolha por determinados neurônios para resolução das tarefas, além de auxiliar na identificação de emergência de comunicação simbólica.

Após a seleção e escolha dos melhores para o processo de reprodução, indivíduos pais foram aleatoriamente escolhidos para gerar clones que foram mutados, obtendo os filhos. O número de reproduções depende da quantidade de indivíduos que foram preservados e da quantidade de indivíduos desejada para a população. Por exemplo, numa população de 50 indivíduos são selecionados os 10 melhores. Então os 40 que sobraram são descartados e em seguida 40 reproduções são realizadas utilizando os 10 melhores, a fim de repopular a população. A probabilidade de escolha é igual para qualquer um dos 10 indivíduos.

Quando um indivíduo dentre os 10 selecionados é sorteado, ele gera um clone, o qual fará parte da nova geração. Este novo indivíduo passa por mutação. Cada neurônio de sua rede neural é submetido a um sorteio que determina se tal neurônio será mutado. A chance de um neurônio sofrer mutação é definida por um parâmetro que define a taxa de mutação global, inicialmente fixada em 20%. Caso um neurônio da camada de entrada seja sorteado, o τ sofrerá mutação. Por outro lado, se um neurônio da camada de saída, associativa ou intermediária for escolhido, todos os pesos dos neurônios serão alterados, recebendo um novo valor escolhido aleatoriamente entre os limites de -2 e +2. Seguindo esse procedimento de seleção e mutação a nova população sempre contará com a mesma quantidade de indivíduos da população anterior.

Outro importante aspecto do AE, desenvolvido para evoluir os indivíduos foi o uso de ciclos de treino. Durante o primeiro ciclo de treino, que possui 200 gerações, os indivíduos aprendem a identificar objetos dos tipos presentes na Figura 4.4. No segundo ciclo, que possui 300 gerações, os indivíduos devem continuar a identificar

os objetos e adicionalmente, identificar os movimentos para direita e esquerda. Uma das motivações para o uso de ciclo baseia-se na ideia de que associações são criadas entre algo estabelecido e alguma coisa nova. O primeiro ciclo de treino também tem o papel de preparar as bases do jogo de adivinhação, pois o indivíduo deve conhecer o objeto para ser capaz de relacioná-lo ao gesto do comunicante. No segundo ciclo, temos o jogo de adivinhação propriamente dito, pois neste ciclo o robô intérprete tem contato com os movimentos e tenta associá-los aos objetos que foram aprendidos durante o primeiro ciclo.

Capítulo 5

Simulações e Análise

No capítulo 4 descrevemos os principais elementos presentes nas simulações e apresentamos o experimento como um jogo de adivinhação para emergência de comunicação simbólica. Também foram apresentadas os arranjos cognitivos desenvolvidos e implementados, bem como os detalhes mais gerais do algoritmo evolutivo e redes neurais. Vimos que as arquiteturas cognitivas foram pensadas para permitir que fenômenos sígnicos surjam e sejam passíveis de análise através da dinâmica de ativação neural.

Neste capítulo, iniciaremos apresentando os resultados encontrados com a arquitetura de rede tipo A. Analisaremos e discutiremos os aspectos técnicos e os fenômenos de comunicação. Buscaremos entender as implicações de variações cognitivas decorrentes de modificações paramétricas, sejam estes parâmetros pertencentes a rede neural ou algoritmo evolutivo. Após analisarmos os experimentos com a rede tipo A, executaremos a mesma análise sobre os processos da rede tipo B, sempre buscando entender os fatores que provocaram ou não emergência de comunicação simbólica e em alguns casos, comunicação icônica.

5.1 Simulações Envolvendo Topologia de Rede A

Nesta seção apresentamos os resultados e discussões dos experimentos envolvendo a topologia de rede A (Figura 4.9). As próximas subseções descrevem uma sequência de variações cognitivas, realizadas através de modificações paramétricas que tiveram por objetivo a emergência de comunicação gestual simbólica.

Para facilitar as referências, nomeamos os experimentos desta seção seguindo sequência numérica, adicionado o sufixo A.

5.1.1 Experimentos iniciais

O primeiro experimento buscou definir um experimento base a partir dos requisitos identificados anteriormente, isto é, restrições que foram definidas antes da concepção do experimento. Dentre elas podemos citar, recorrência, memória associativa, e diferenciação dos dados de entrada. A diferenciação dos dados de entrada se deu através da adoção de uma camada de entrada dividida em partes, uma recorrente e outra não recorrente. Devemos lembrar que o experimento consiste de um jogo de adivinhação, no qual o robô intérprete deve descobrir qual é o objeto relacionado a cada gesto produzido pelo robô falante. O experimento possui dois ciclos. No primeiro ciclo o robô intérprete percebe e adquire os padrões de reconhecimento dos objetos. No segundo ciclo, o robô intérprete deve interpretar o gesto produzido pelo robô falante.

Os objetos utilizados foram os objetos 4 e 5 (Figura 5.1). O mapeamento entre objetos e movimentos está relacionado à produção de gestos adotada pelo robô falante. O movimento para direita é produzido na presença do objeto 4, enquanto o movimento para esquerda na presença do objeto 5. Quando o falante identifica o objeto, ele executa um movimento baseado neste padrão pré-estabelecido. O robô intérprete ao identificar o movimento pode associá-lo ao objeto e sinalizar tal relação, por meio do acendimento de um LED. O LED 1 com a cor azul e o LED 2 com a cor vermelho.

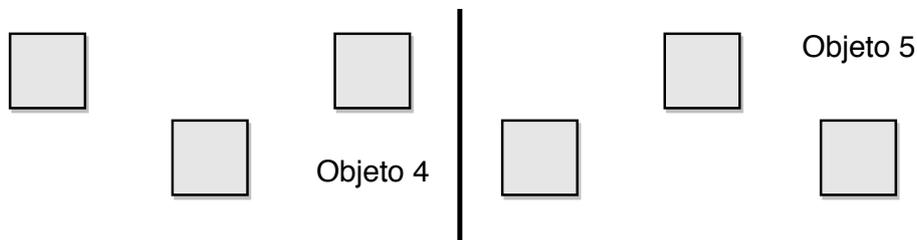


Figura 5.1: Objetos 4 e 5 utilizados para composição de cenários onde não há presença de objeto ruído.

O experimento foi executado com limite de 1000 gerações. A rede do tipo A em questão apresentava duas camadas de entradas, ambas com 7 entradas. Adicionalmente, foi adotada uma taxa de mutação de 20% para todos os neurônios da rede. Cada configuração paramétrica para todos os experimentos realizados foram executadas cinco vezes, sempre com inicialização aleatória. Apenas o resultado típico será mostrado, isto é, o resultado que emergiu com maior frequência.

A Figura 5.2 apresenta o fitness do melhor indivíduo e fitness médio da população durante o processo evolutivo. O ciclo inicial de reconhecimento de objetos ocorre até a geração 200 (linha vertical limite), alcançando fitness de 86 conforme gráfico 5.2. Isto se deve à limitação do primeiro ciclo de treino. Durante o ciclo inicial o fitness máximo é de 86, logo, é correto observar que rapidamente surgiu um indivíduo capaz

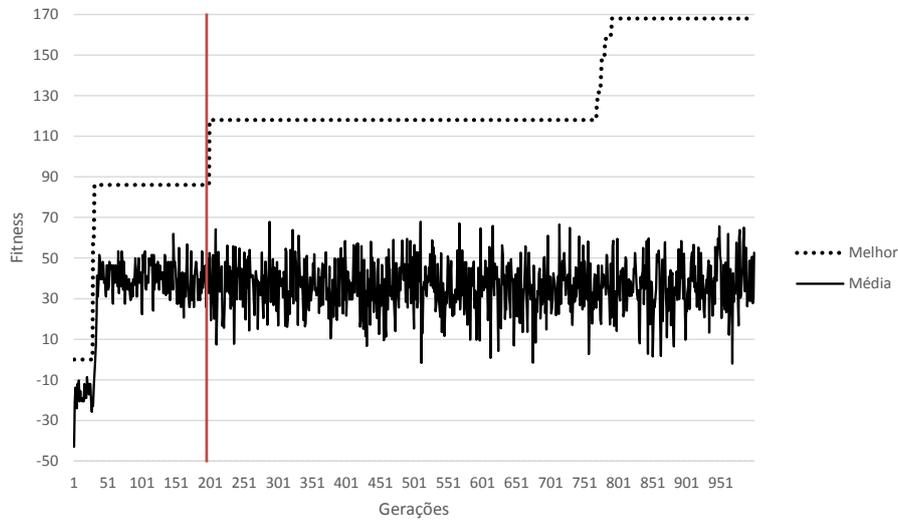


Figura 5.2: Processo evolutivo para experimento 1A com limite de 1000 gerações.

de diferenciar os objetos 4 e 5. A partir da geração 201, os jogos de adivinhação são iniciados e a população de intérpretes deve descobrir a relação entre os movimentos para esquerda e direita e os objetos. Neste momento, notamos a emergência de um novo indivíduo capaz de relacionar de alguma forma movimento e objeto. No entanto, tal relação é pobre e de baixa acurácia. Após um longo período sem ocorrência de mutações benéficas, da geração 201 até a geração 769, um indivíduo surge. Este indivíduo carrega uma carga genética diferenciada, pois é possível notar que seus filhos apresentam melhorias sucessivas rápidas. Em um intervalo curto de gerações o fitness aumenta radicalmente, das gerações 769 a 791, aproximando-se do limiar, isto é, o fitness alcançado ao final do processo evolutivo foi de 168 de um máximo de 172.

Para analisar o processamento interno da rede neural, verificando a presença de relações entre os padrões adquiridos pela rede, precisamos ir além do registro de fitness. É necessário observar o uso dos neurônios para cada padrão de entrada durante todo o processo evolutivo. Essa análise é válida graças à ativação exclusiva de entradas. Ela nos permite entender a alocação de neurônios para cada padrão e se houveram associações entre padrões, com a certeza de que a entrada que alimenta a camada escondida não contribuiu na resposta quando a associativa estava ativa, em outras palavras, as ativações e o uso de ativação exclusiva permite atestar a ocorrência de associação simbólica ou icônica.

O conjunto de gráficos da figura 5.3 sintetiza a dinâmica de ativação neural para o melhor indivíduo do experimento 1A ao longo das 1000 gerações. Eles permitem a análise da alocação de padrões e possíveis associações.

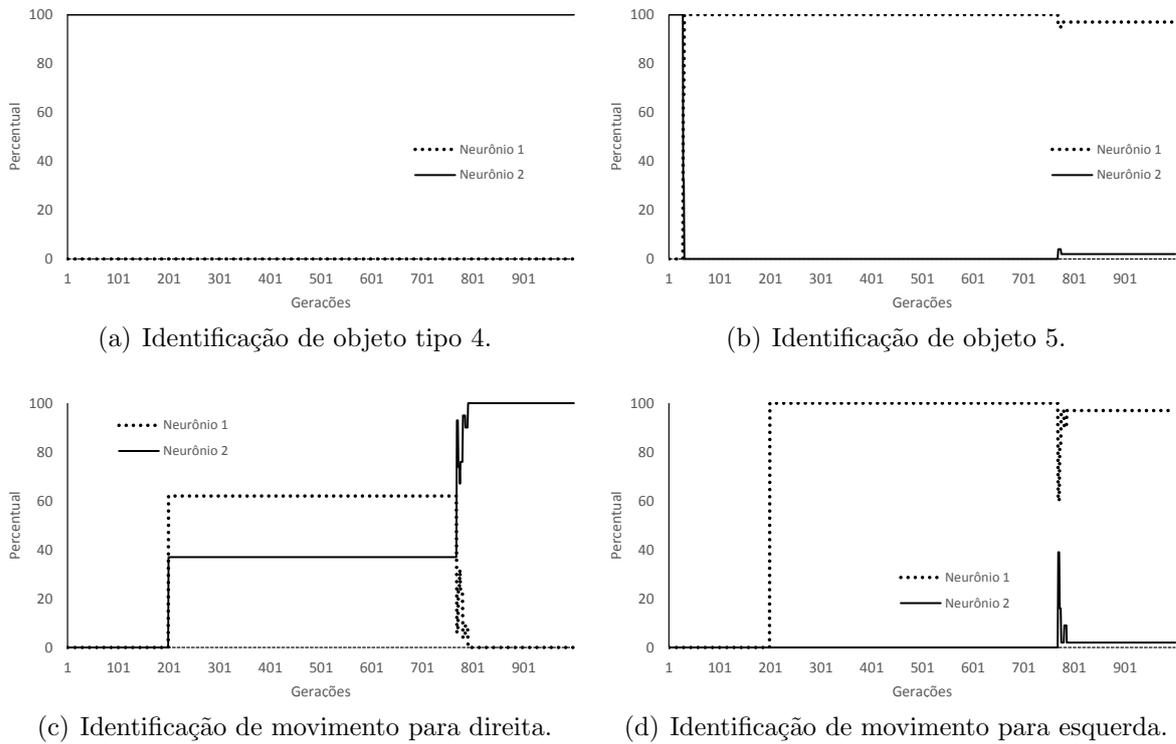


Figura 5.3: Dinâmica de ativação neural da camada intermediária do melhor indivíduo utilizando configuração paramétrica do experimento 1A.

Observando a ativação com relação aos objetos (Gráficos 5.3(a) e 5.3(b)), vemos uma definição ainda nas primeiras gerações, acerca do uso de cada neurônio da camada intermediária. Após o início do segundo ciclo, na geração 201, dá-se início a alocação neural para movimentos, a qual é rapidamente definida para o movimento à esquerda, por meio da ativação do neurônio 1. O movimento para direita também é alocado no neurônio 2, porém o processo de decisão é demorado, sendo necessárias, aproximadamente, 600 gerações para que o neurônio seja escolhido.

Uma importante observação deve ser feita para análise da alocação neural na camada intermediária. O modelo de rede A não apresenta caminhos totalmente separados. A rede tipo A tem diferentes caminhos de entrada para camada associativa e camada escondida, porém há uma confluência da saída da camada associativa e entrada da camada escondida. A análise da ativação da camada escondida nos fornece uma visão da convergência dos padrões para reconhecimento nos neurônios, em outras palavras, como o indivíduo responde aos estímulos oriundos dos diferentes objetos ou gestos.

O indivíduo de maior fitness na última geração consegue alocar os estímulos sensoriais que indicam objeto tipo 4 e movimento à direita, assim como objeto tipo 5 e movimento à esquerda, conforme gráficos de ativação apresentados na Figura 5.3. Essa alocação permite, posteriormente, a classificação sem ambiguidades de qual

objeto está sendo referido.

O conhecimento das ativações neurais ao longo das gerações para a camada escondida nos fornece uma visão parcial acerca da alocação de neurônios. É necessário complementar tais informações com os dados de ativação neural da camada associativa, a fim de verificar a existência de alguma forma de associação. O conjunto de gráficos 5.4 apresenta as ativações para os diferentes padrões apresentados.

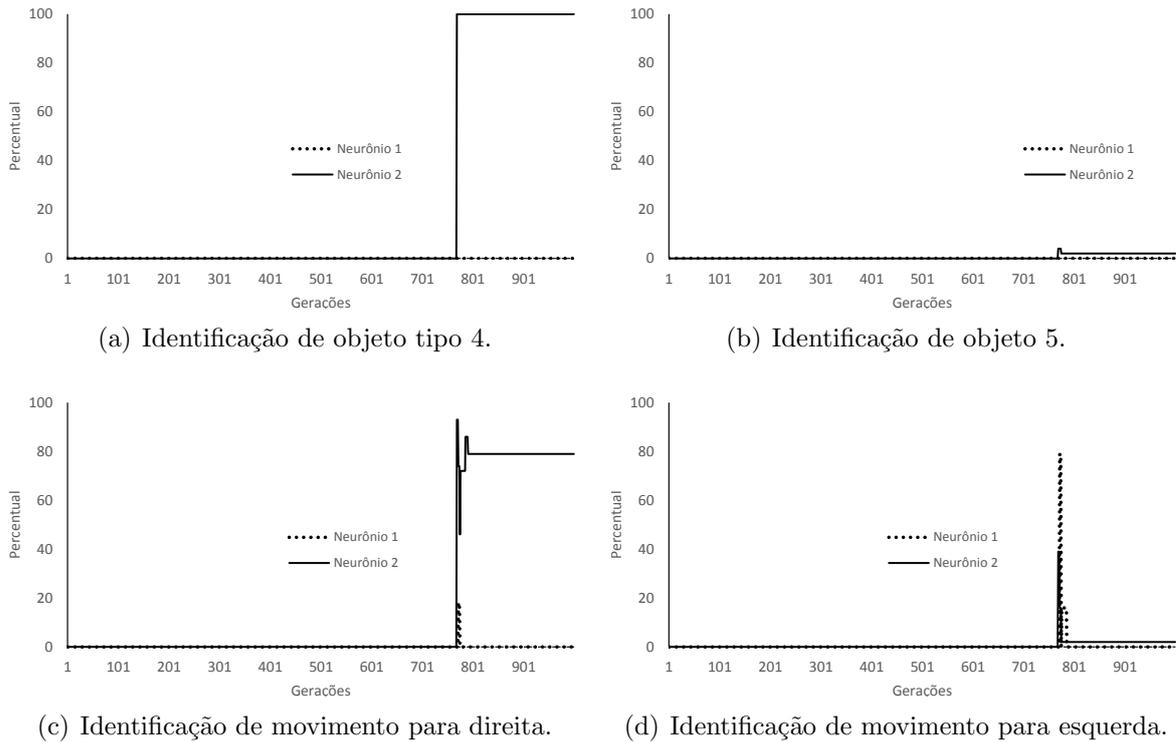


Figura 5.4: Dinâmica de ativação neural da camada associativa do melhor indivíduo utilizando configuração paramétrica do experimento 1A.

Os gráficos de ativações das Figuras 5.4(a) e 5.4(c) apresentam, após a geração 760, a ativação do mesmo neurônio da camada associativa. O neurônio 2 da camada associativa é utilizado para identificar os padrões de objeto 4 e movimento à direita (gesto). Por outro lado, nenhuma ativação ocorre para movimento à esquerda e objeto 5. Analisando-se o indivíduo mais evoluído deste processo, notamos que apesar de associar os objetos e gestos/movimentos, nenhum **símbolo** é obtido, pois não ocorrem ativações neurais exclusivas da camada associativa. Não há emergência de comunicação simbólica, pois existe ativação neural para objeto 4 na camada associativa, ou seja, não há exclusividade de ativação para o neurônio 2 da camada associativa. Para ser simbólico, os gestos seriam reconhecidos pela camada associativa, que por sua vez ativaria neurônios da camada escondida que são os mesmos utilizados para reconhecer os objetos, ou seja, os objetos 4 e 5 deveriam estar alocados nos

neurônios da camada escondida e não provocarem qualquer ativação nos neurônios da camada associativa. Nesta situação ideal teríamos a existência de símbolos, pois somente as informações sensoriais relativas aos movimentos estariam estimulando a memória associativa, ou seja, haveria uma associação entre objetos e movimentos.

O primeiro ciclo de treino habilita o indivíduo a diferenciar os objetos 4 e 5, apenas com a camada escondida e entradas não recorrentes. No segundo ciclo adicionamos mais poder cognitivo, liberando o uso da camada associativa, e conforme observamos em outros processos evolutivos, a exemplo do processo 1A, existe uma tendência de agrupar os padrões aparentemente distintos em um único neurônio, isto é, explorar similaridades entre os movimentos e objetos de forma que eles sejam enquadrados como uma coisa só.

Quando os padrões são complexos e a capacidade de reconhecimento encerrada em uma camada não é suficiente para assimilar o padrão, como no caso da camada escondida alimentada por entradas não recorrentes, o processo evolutivo encontra atalhos para que a tarefa seja cumprida. O atalho utilizado pelo processo evolutivo foi a migração dos padrões adquiridos durante o primeiro ciclo para a camada associativa, ou seja, houve uma tendência de agrupar os padrões de movimento e objetos apenas na camada de maior poder cognitivo.

O agrupamento e migração de padrões, conforme mencionado, ocorrem devido à flexibilidade disponível para a dinâmica de alocação interna da rede neural. Não há restrição à maneira como os indivíduos fazem uso de suas capacidades cognitivas. Essa questão é metodológica, já que induzir a alocação neural feriria os princípios que norteiam a abordagem sintética pela Robótica Evolutiva. Logo, tal procedimento de alocação é deixado a cargo do processo evolutivo, o qual pode fazer surgir, algumas vezes, o agrupamento de padrões em apenas uma área neural ou em raras ocasiões a emergência de associações simbólicas.

Essa migração e reaprendizado ocorrem no experimento 1A, conforme gráficos das Figuras 5.4(a) e 5.4(c). O objeto 4 já era corretamente assimilado ao fim do primeiro ciclo de treino, porém a inclusão de reconhecimento de movimentos criou uma demanda que não poderia ser atendida pela camada de entrada não recorrente, pois movimento é um padrão temporal. No entanto, surgiu em determinado momento, geração 792, um indivíduo capaz de reaprender o padrão, relacionado o padrão do objeto 4 e movimento à direita no mesmo neurônio na camada associativa. Unindo as informações dos gráficos 5.4(a) e 5.4(c) que concentram a ativação da camada associativa para movimento à direita e objeto 4, e os gráficos 5.3(a) e 5.3(c) que estão relacionados à ativação dos neurônios da camada escondida, podemos traçar uma linha temporal de ativação, conforme a Figura 5.5.

A Figura 5.5 é uma projeção da ativação neural dos gráficos 5.4(a), 5.4(c), 5.3(a) e 5.3(c). Por meio da figura vemos mais facilmente o caminho de ativação. A percepção de movimento à direita ou objeto 4 causa a ativação do mesmo neurônio na camada associativa e escondida. Essa relação também é observada nos gráficos mencionados. Entendemos que o movimento à esquerda e objeto 5 não sofreram o

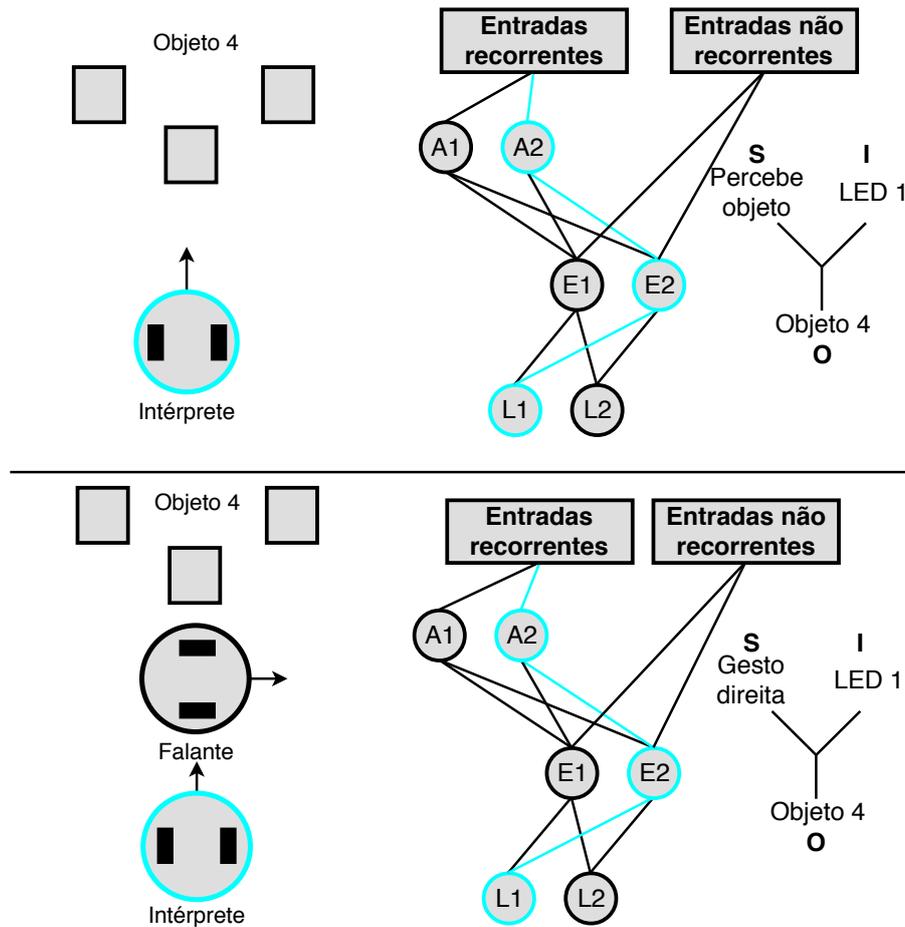


Figura 5.5: Ativação neural e tríade da associação ocorrida entre movimento à direita e objeto 4 para experimento 1A.

mesmo agrupamento associativo graças ao poder de generalização da rede, em outras palavras, com o reaprendizado do padrão para objeto 4 e detecção de movimento para direita, o indivíduo se tornou capaz de inferir que qualquer padrão que não correspondesse ao objeto 4 ou movimento à direita seria objeto 5 ou movimento à esquerda, portanto, notamos que a falta de contexto, isto é, de outro objeto ruidoso no conjunto dos objetos criaria a necessidade de reconhecer os objetos 4 e 5 como objetos, e não o objeto 5 como um não objeto 4.

A associação existente entre objeto 4 e movimento nos permitiu elaborar a tríade apresentada na Figura 5.5. O aprofundamento da análise das relações existentes entre *objeto 4* e *movimento à direita* à luz da teoria Peirceana, permite que uma informação diferente daquela originalmente pretendida seja obtida, conforme a teoria de Peirce. Não há associação simbólica para o caso apresentado, porém há emergência de relação icônica, ou seja, o intérprete encontrou semelhanças nos padrões sensoriais. Embora, possamos observar que as semelhanças entre o movimento à direita e o objeto 4 sejam reduzidas, é possível que quando as fronteiras de decisão são

projetadas no hiperespaço, tais padrões guardem semelhanças que são aproveitadas como ícone. Como sabemos (seção 2.3), os ícones guardam algum tipo de semelhança com o objeto ao qual representam. Neste caso, o ícone é o gesto (movimento à direita) que é produzido pelo robô falante e interpretado pelo robô intérprete. O acendimento do LED 1 se apresenta como o interpretante na relação triádica, enquanto o objeto 4 é o objeto que o ícone determina.

Variação experimental

O experimento inicial apresentou, no decorrer do ciclo 2 quando os jogos de adivinhação são iniciados, a migração de padrões adquiridos durante o ciclo inicial para a camada associativa, sendo assim, realizamos uma variação na disponibilidade e flexibilidade evolutiva da camada associativa. Do ponto de vista cognitivo, uma capacidade de memória associativa é um fenômeno custoso e mais complexo, inclusive com nova capacidade de processamento sensorial, com recorrência. A emergência de funções cognitivas com o grau de complexidade necessário para associar símbolos deve ser um fenômeno raro, logo, menores mudanças evolutivas são esperadas. Portanto, neste experimento variamos a taxa de mutação da camada associativa. Tecnicamente, uma taxa de mutação menor na camada associativa se traduz em menos alterações de pesos dos neurônios da camada associativa, tornando a evolução e adaptação desta nova camada mais lenta. A taxa de mutação da camada associativa para o experimento 2A foi de 2%, ou seja, cada neurônio da camada associativa tinha uma chance 10 vezes menor de sofrer mutações quando comparada aos valores de τ ou neurônios das camadas escondida e de saída.

O efeito obtido com o uso de menores taxas de mutação para camada associativa foi notado no ajuste de pesos pós ciclo inicial. A reaprendizagem continuou sendo possível, porém se apresentava mais custosa, pois demandaria um maior número de ajustes de pesos e quedas no valor de fitness. Assim sendo, o caminho mais fácil seria buscar reconhecer padrões somente na camada escondida.

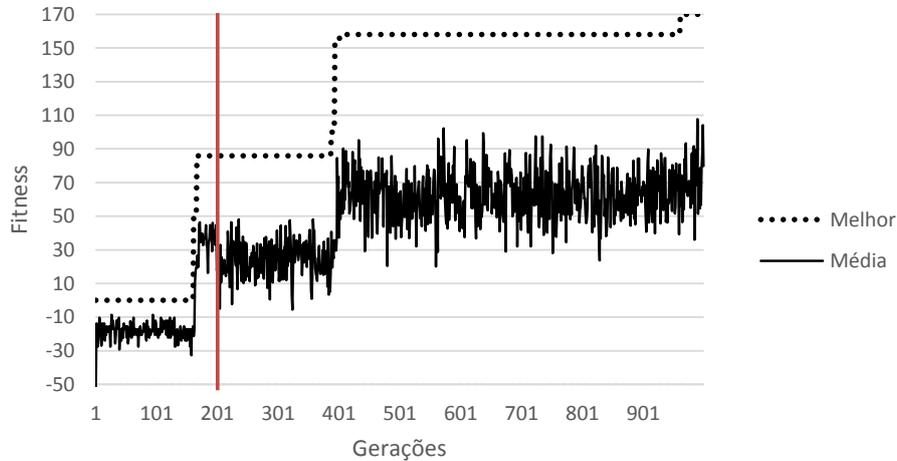


Figura 5.6: Processo evolutivo para experimento 2A com limite de 1000 gerações.

O gráfico da Figura 5.6 exibe o fitness no processo evolutivo com a configuração paramétrica do experimento 2A. O valor de fitness se aproximou de 172, próximo ao fim do limite estabelecido de gerações. Duas hipóteses podem ser consideradas: dificuldades oriundas dos ajustes dos pesos, devido à pouca similaridade entre os padrões, ou ocorrências raras de mutações na camada associativa. A primeira é pouco provável, pois conforme vimos no experimento 1A, houve emergência de associação icônica para cumprir a tarefa do jogo de adivinhação. A segunda hipótese é mais provável, pois dada uma população de 50 indivíduos, cada indivíduo com dois neurônios na camada associativa e uma probabilidade de 2% de sofrer mutação, a esperança é de que ao menos duas mutações ocorram na população a cada geração. Ou seja, ocorrem teoricamente poucas mutações na camada associativa, o que demanda um período evolutivo maior. Entretanto, é importante salientar que um processo evolutivo mais demorado em nada interfere no comportamento dos indivíduos, tendo efeitos práticos somente no tempo de evolução.

Vemos no gráfico 5.6 que o indivíduo foi perfeitamente capaz de cumprir a tarefa de adivinhação. Porém, precisamos analisar os gráficos de ativação neural para atestar a presença de associações. Os gráficos de ativação neural da camada escondida apresentados pelo conjunto de gráficos 5.7 mostram que houve relação de objetos e movimentos na camada escondida.

O segundo neurônio foi alocado para identificação de movimento à direita e objeto do tipo 4, enquanto o primeiro neurônio foi utilizado para reconhecimento de movimento à esquerda e objeto do tipo 5. Para complementar a análise devemos observar a ativação da camada associativa. Para este experimento só houve ativação da camada associativa para entradas de movimento à direita.

O gráfico da Figura 5.8(c) complementa as informações disponibilizadas pelos gráfi-

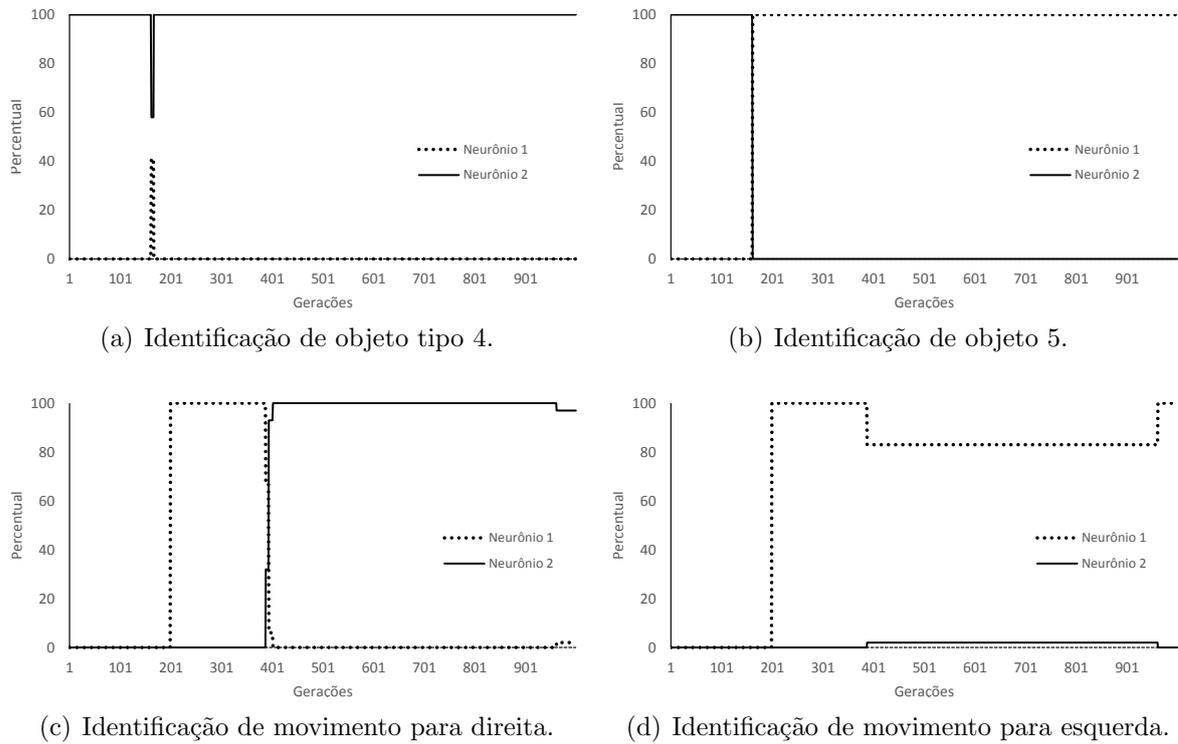
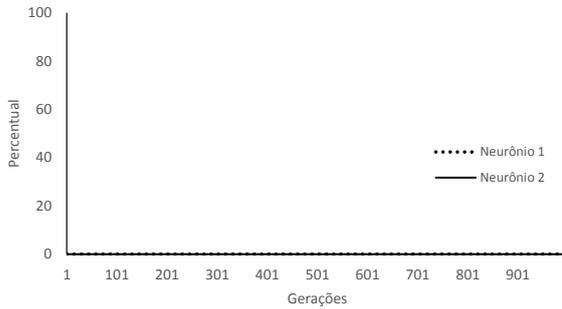


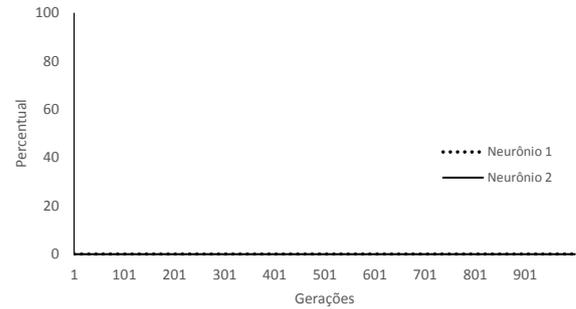
Figura 5.7: Dinâmica de ativação neural da camada escondida do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 2A.

cos de ativação da camada escondida. O estímulo causado pelas entradas de movimento para direita ativam o neurônio número 2 da camada associativa. Como sabemos a saída da camada associativa se torna entrada da camada escondida. Graças à ativação exclusiva de entradas, isto é, quando há ativação da camada associativa, somente ela é capaz de ativar a camada escondida e as entradas sensoriais não são consideradas na ativação da camada escondida neste caso. Quando não há ativação da camada associativa, ocorre a situação contrária, sendo contabilizadas somente as entradas oriundas dos sensores e ignoradas as saídas da camada associativa. O uso de ativação exclusiva nos permite inferir que há ocorrência de associação simbólica entre objeto do tipo 4 e movimento à direita, pois o movimento à direita representa o objeto 4. O movimento à direita ativa o neurônio 2 na camada associativa que ativa o neurônio 2 na camada escondida, que é o mesmo neurônio ativado quando o intérprete está na presença do objeto 4.

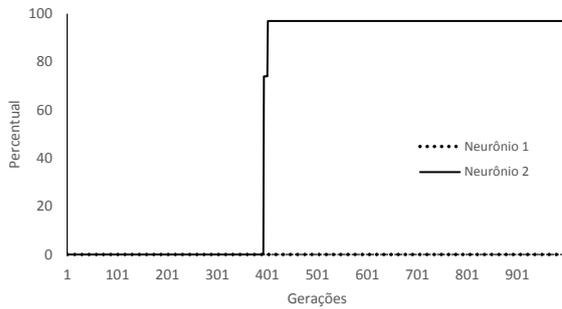
O objeto 4, que já estava assimilado em um determinado neurônio da camada escondida, passou a ser reconhecido por intermédio de um gesto (movimento para direita). Assim o gesto de movimento para direita torna-se uma representação do objeto 4 por associação simbólica, conforme ilustração da tríade de comunicação da Figura 5.9. Sabemos que o gesto foi relacionado ao objeto, pois o objeto 4 é reconhecido somente na camada escondida e o movimento para direita é reconhecido somente na



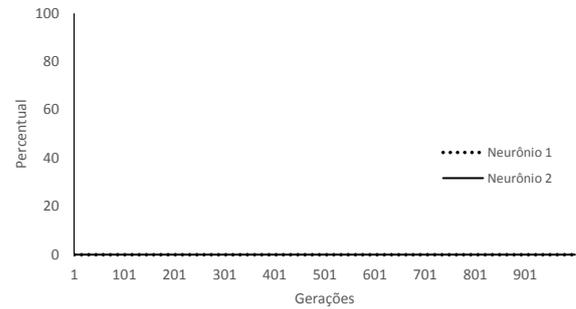
(a) Identificação de objeto tipo 4.



(b) Identificação de objeto 5.



(c) Identificação de movimento para direita.



(d) Identificação de movimento para esquerda.

Figura 5.8: Dinâmica de ativação neural da camada associativa do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 2A.

camada associativa. Ou seja, não foram exploradas similaridades, sendo estabelecida uma convenção independente de qualidades, questões espaciais ou temporais, conforme predicados necessários para caracterização de símbolos de acordo com a teoria de Peirce.

O objeto 5 e movimento à esquerda não manifestaram associação simbólica, pois não ocorre uso exclusivo da camada associativa pelo movimento ou pelo objeto 5. No entanto, podemos considerar a existência de alguma forma de iconicidade. Porém, não podemos assegurar como tal evento está estruturado, já que não há não é possível afirmar se o movimento é ícone do objeto ou o objeto é ícone do movimento. Esse ícone ocorre inteiramente na camada escondida.

5.1.2 Experimentos com objeto ruído

O experimento inicial levantou duas questões. A primeira questão foi respondida no experimento 2A, mostrando que a migração de padrões pode ser resolvida com a diminuição da taxa de mutação da camada associativa, pois tal camada apresenta funções cognitivas mais elevadas. A segunda questão foi a impossibilidade de afirmar que o objeto 5 e movimento para esquerda eram reconhecidos pelo indivíduo ou eram

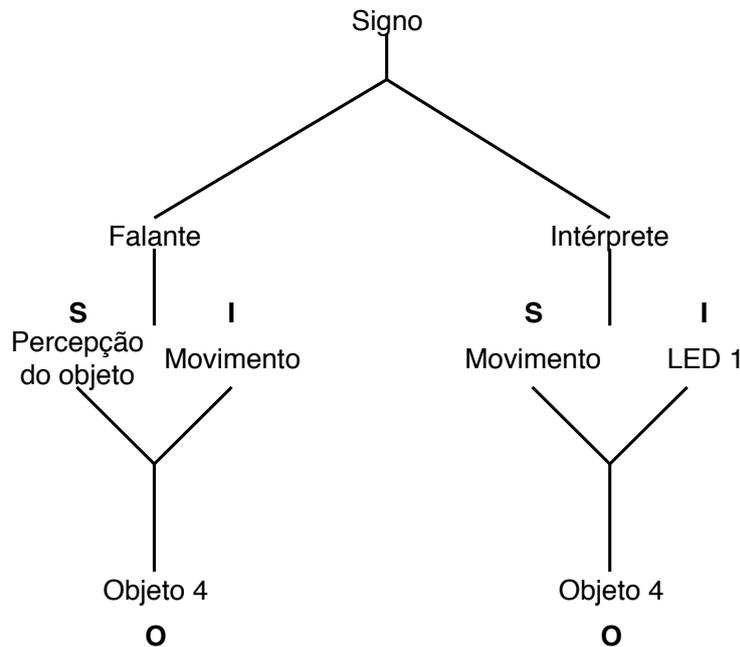


Figura 5.9: Tríade de comunicação no experimento 2A. O falante percebe o objeto 4 e produz um signo gestual (movimento para direita) que ao ser percebido pelo robô intérprete gera um interpretante como o acendimento do LED 1.

apenas padrões que não se encaixavam nos padrões de objeto 4 e movimento para direita. A inserção de objetos de ruído no conjunto de objetos teve por objetivo aumentar e refinar a demanda de reconhecimento de padrões sensoriais, ou seja, inserir ruído no conjunto de objetos para forçar melhores ajustes nas fronteiras de decisão dos indivíduos.

Os objetos utilizados nos experimentos com ruído foram: objetos 1, 2 e 3, conforme Figura 5.10. O objeto 3 foi relacionado ao movimento para direita, o objeto 2 foi relacionado ao movimento para esquerda, enquanto que o objeto 1 foi tipificado como ruído. A escolha do objeto 1 como ruído é justificada graças a sua semelhança com o robô falante nos primeiros instantes de simulação. Conseqüentemente, os indivíduos deveriam ajustar fronteiras de decisão com maior precisão, além de perceber que embora semelhantes o objeto 1 e o robô falante possuíam comportamentos diferentes, necessitando de melhor aproveitamento do coeficiente de decaimento de memória, o τ .

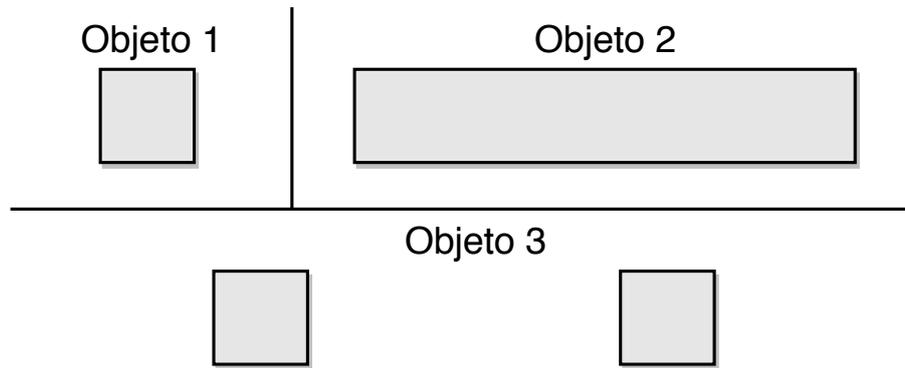


Figura 5.10: Objetos 1 a 3 utilizados para composição de cenários onde há presença de objeto ruído.

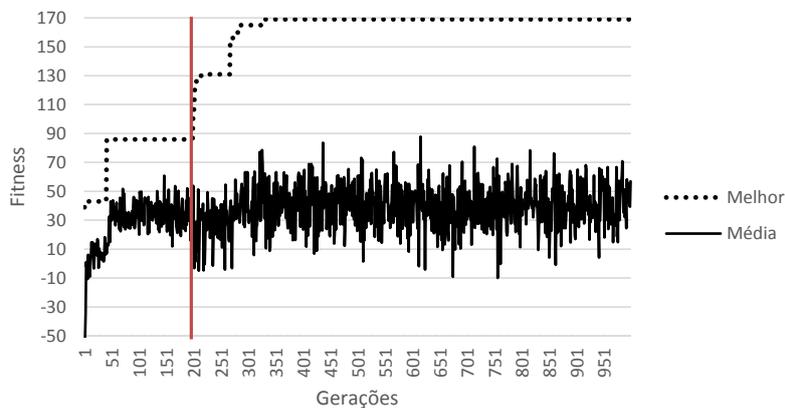


Figura 5.11: Processo evolutivo para experimento 3A com limite de 1000 gerações.

O gráfico 5.11 do processo evolutivo, mostra que o fitness obtido ao fim das 1000 gerações pré-estabelecidas foi próximo do limiar, 169 de um máximo de 172. Foi utilizada taxa de mutação de 20% em todas as camadas.

A primeira vista, o gráfico 5.11 já mostra detalhes bem diferentes dos gráficos de evoluções anteriores. O processo evolutivo atinge o fitness máximo no primeiro ciclo, 86, e após o início do jogo de linguagem são necessárias apenas 132 gerações para que o fitness final seja alcançado. Isso ocorre na geração 332. Temos então 698 gerações após a geração 332, em que nenhum indivíduo é superior ao indivíduo da geração 332. Como sabemos, o fitness indica o grau de adequação da solução à tarefa apresentada, além disso, a permanência do mesmo valor de fitness por muitas gerações implica estabilidade na continuidade do processo evolutivo. Ou seja, ainda que aumentássemos o número de gerações seria pouco provável o surgimento de indivíduos que obtivessem o fitness máximo e que esse novo indivíduo possuísse mudanças na organização de ativação neural.

A afirmação acerca da imutabilidade dos arranjos de alocações neurais apresentadas após a geração 332, podem ser conferidas através dos gráficos de ativação (Figuras 5.12 e 5.13). Com base neles verificamos que não é apenas o fitness que não sofre alterações. As dinâmicas de ativações neurais também permanecem inalteradas.

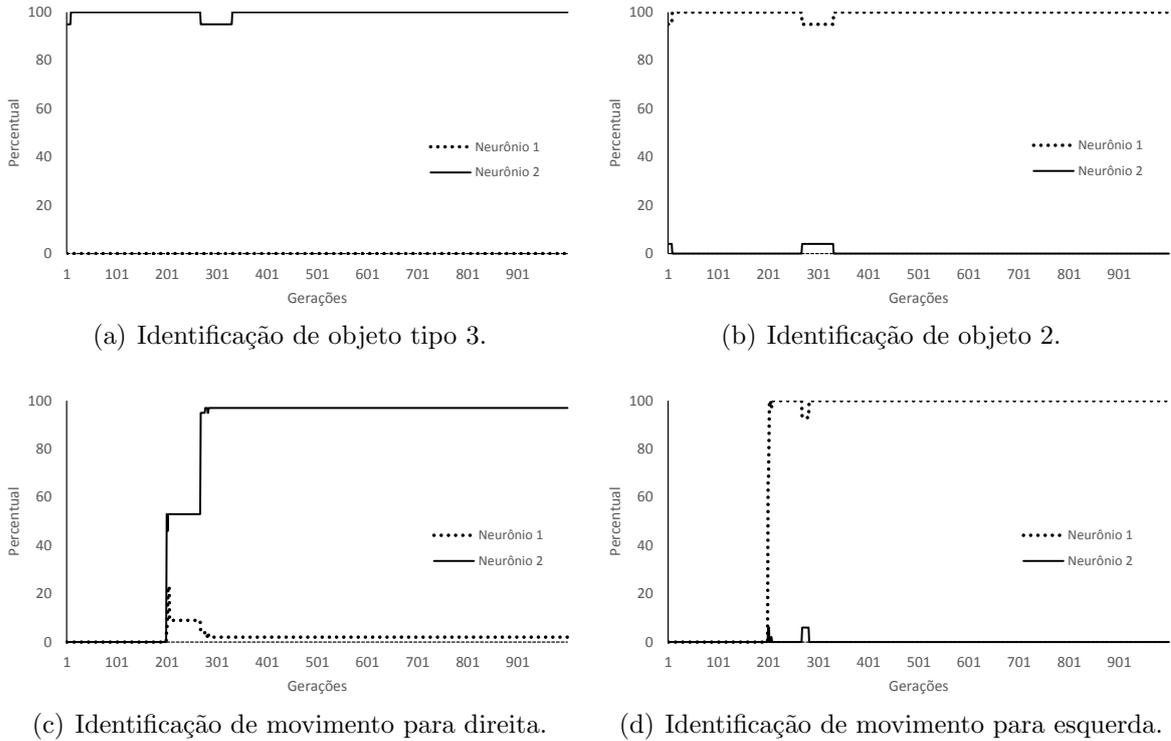


Figura 5.12: Dinâmica de ativação neural da camada escondida do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 3A.

A ativação neural da camada escondida para o experimento 3A mostra a ocorrência do agrupamento entre objeto 2 e movimento para esquerda, objeto 3 e movimento para direita. É importante ressaltar que a análise da camada escondida isoladamente, não fornece os subsídios necessários para afirmar a ocorrência de agrupamento por similaridade, sendo necessária a complementação dos dados de ativação da camada associativa.

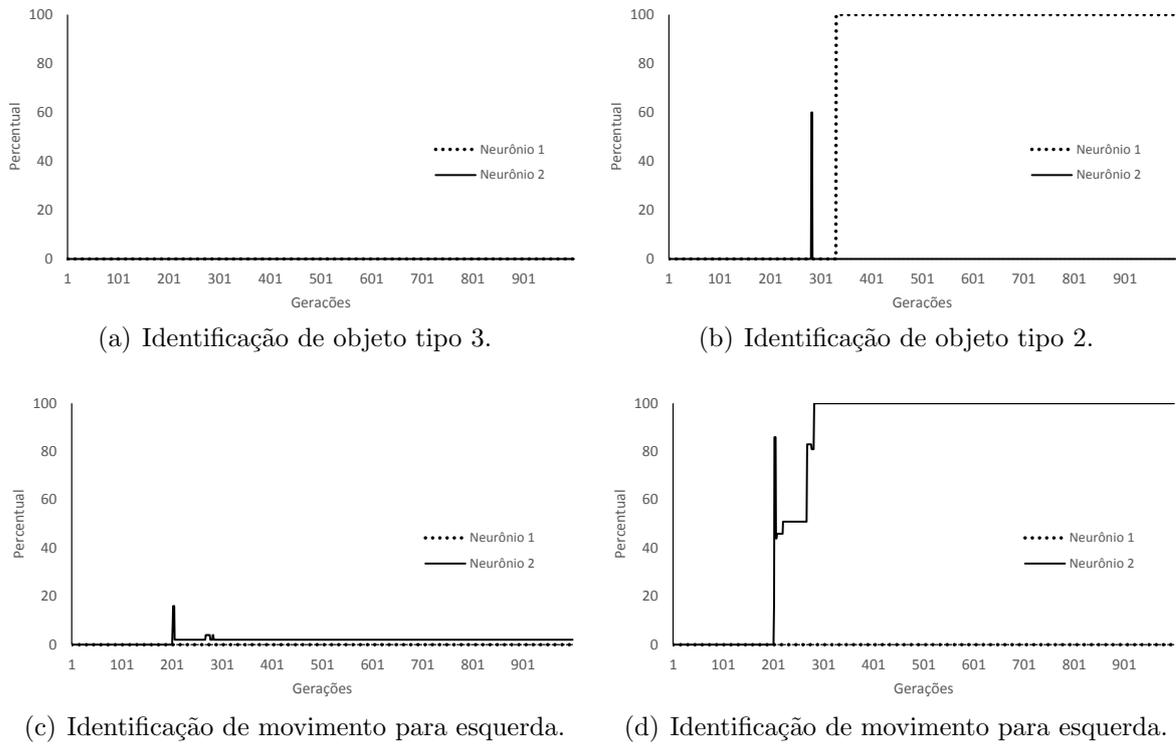


Figura 5.13: Dinâmica de ativação neural da camada associativa do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 3A.

A execução mostrada para o experimento 3A se destaca por apresentar um comportamento anômalo. Este comportamento anômalo não está presente em todas as execuções, porém verificamos que em todas elas ocorreram associações icônicas.

O comportamento anômalo pode ser visualizado nos gráficos das Figuras 5.12 e 5.13. Apesar de estarem virtualmente relacionados pela camada escondida, o movimento para esquerda não representa o objeto 2. Facilmente verificamos que o objeto 2 teve seu padrão de ativação migrado para a camada associativa, utilizando para identificação o neurônio número 1. Por outro lado, o movimento para esquerda foi identificado com o uso do neurônio 2, portanto, não houve qualquer tipo de associação entre movimento para esquerda e objeto 2. O objeto 2 estimula a ativação do neurônio 1 na camada associativa que por sua vez estimula a ativação do neurônio 1 da camada escondida. Por outro lado, o movimento para esquerda estimula a ativação do neurônio 2 da camada associativa que por sua vez estimula o neurônio 1 da camada escondida, ou seja, convergiram para o mesmo neurônio na camada escondida, mas nenhum deles é reconhecido diretamente na camada escondida.

Não houve ativação de neurônios na camada associativa para os movimentos para direita e objeto 3. Este caso se parece com o caso apresentado no experimento 2A. Onde podemos verificar o surgimento de uma relação icônica completamente realizada na camada escondida.

Portanto, podemos afirmar que não houve emergência de comunicação simbólica, ou seja, todos os resultados indicam que apesar de existir sucesso no jogo de adivinhação, os indivíduos apresentam comportamento reativo, havendo somente comunicação icônica entre movimento à direita e objeto 3. Essa relação icônica, pode ser considerada como comportamento reativo, pois existe alta dependência dos padrões de entrada.

Quando buscamos entender os motivos que levaram aos resultados ruins do experimento 3A, ficamos impossibilitados de obter respostas definitivas, pois não possuímos ferramentas que permitam contabilizar o peso de cada padrão no processo de emergência de comunicação simbólica, restando apenas a concepção de hipóteses. Podemos conjecturar que a inserção de ruído aumentou de forma significativa a complexidade do problema, de modo que foi possível utilizar um neurônio para identificação do objeto 2, um segundo neurônio para identificação do objeto 3 e o não uso de ambos neurônios para identificação do objeto 1 (ruído) na camada escondida. Em outras palavras, o uso do objeto ruído criou, como era desejado, a necessidade de alocar melhor os padrões de reconhecimento. Porém, tal alocação não ocorreu para a topologia do tipo A.

Os resultados pobres obtidos com os experimentos envolvendo a rede tipo A utilizando objeto de ruído, motivaram as alterações da topologia de rede, surgindo então a topologia de rede tipo B, cujos resultados são analisados na seção seguinte.

5.2 Simulações Envolvendo Topologia de Rede tipo B

Na seção anterior foram apresentados os resultados e realizadas discussões sobre os experimentos que utilizaram a arquitetura cognitiva do tipo A. Nesta seção discutiremos os resultados alcançados com a utilização da arquitetura cognitiva do tipo B. A arquitetura de rede tipo B (Figura 4.10) é caracterizada pela presença de apenas uma camada de entrada com 7 neurônios de entrada. Esta camada alimenta as camadas associativa e escondida. Devido às características apresentadas pela rede tipo B, utilizamos valores diferenciados para mutação da camada associativa. Além disso, temos um novo parâmetro fixo inicial, o valor de τ .

Nos experimentos envolvendo a arquitetura do tipo A, não houve restrição aos valores de τ da camada de entrada recorrente, e estes valores poderiam evoluir livremente embora só utilizados em parte da entrada, na camada com recorrência que estava ligada apenas à camada associativa. Com o uso da arquitetura B e ciclos de treinos, os valores de τ foram fixados, pois percebemos que ao evoluir livremente os valores de τ , tínhamos valores adaptados para identificação de objetos. Logo, ao fim do primeiro ciclo de treino, os valores estavam ajustados para identificação de objetos. Assim, quando o segundo ciclo era iniciado, os valores precisavam ser reajustados bem como os pesos da camada escondida, pois havia alteração nos padrões

de entrada. Consequentemente, o melhor indivíduo ao fim da geração 200 (fim do primeiro ciclo) não continuava a ser o melhor indivíduo na geração seguinte, sendo perdido, portanto, todo um processo evolutivo de 200 gerações. Com a fixação de valores de τ , houve uma redução significativa na perda de melhores indivíduos para o período de transição dos ciclos. Testamos dois valores para o τ , o valor de 0.2 representa pouca memorização, enquanto o valor de 0.9 representa maior capacidade de memorização.

5.2.1 Experimentos iniciais

Nesta subseção discutiremos os resultados obtidos com experimentos sem objeto ruído, porém, somente aqueles que exibiram alguma forma de associação. O primeiro resultado a ser analisado é fruto do experimento 1B.

O gráfico 5.14 apresenta o processo evolutivo para o experimento 1B. Os experimentos envolvendo a arquitetura tipo B demandaram uma quantidade menor de gerações para atingir valores próximos ao máximo (172). Logo, reduzimos o número de gerações. Foram utilizadas as seguintes configurações paramétricas para o experimento 1B apresentado nesta subseção: taxa de mutação de 20% e τ de 0.2. Além disso, foram usados os objetos 4 e 5.

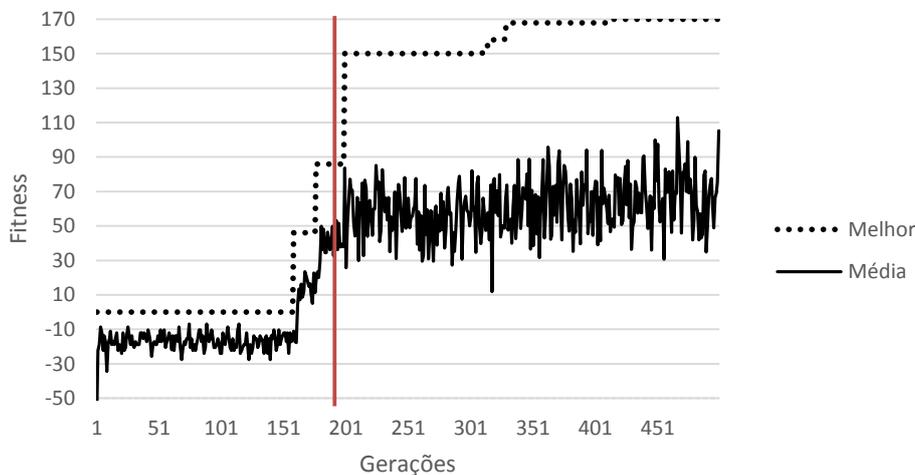


Figura 5.14: Processo evolutivo para experimento 1B com limite de 500 gerações.

A primeira observação que faremos, com base no gráfico 5.14, é o lento processo evolutivo no primeiro ciclo. Essa lentidão foi percebida em todos os experimentos que não possuíam objeto ruído dentro do conjunto de padrões. No entanto, após o início do jogo de adivinhação do processo evolutivo rapidamente surge um indivíduo que possui um valor de fitness significativamente mais alto. Isto é, na geração 200 o

valor de fitness era 86, porém, na geração seguinte (201) o valor de fitness alcança 150, chegando ao final do processo evolutivo ao valor de 170.

Os experimentos envolvendo a arquitetura tipo B são passíveis das mesmas métricas de análise adotadas nos experimentos da seção anterior (seção 5.1). Portanto, a fim de complementar a análise devemos observar os gráficos de ativação neural.

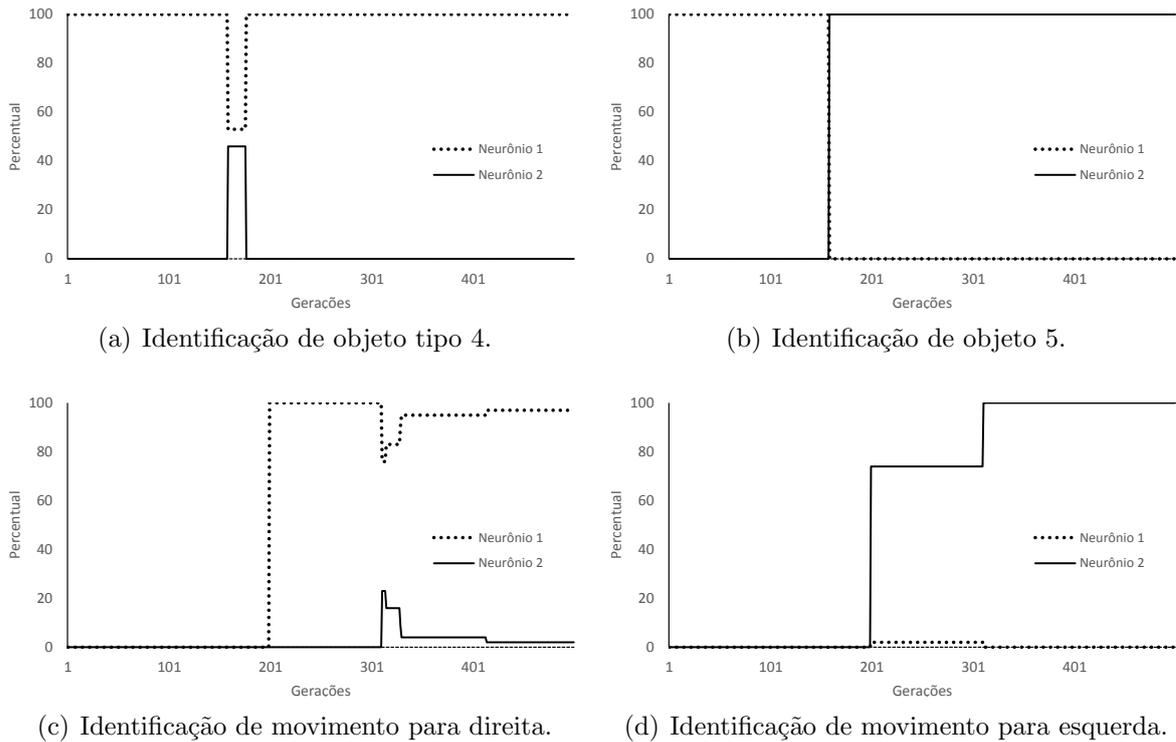


Figura 5.15: Dinâmica de ativação neural da camada escondida do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 1B.

Os gráficos 5.15 apresentam as dinâmicas de ativação neural para cada padrão de entrada ao longo das gerações. Observamos que o objeto 4 inverteu o neurônio utilizado, neurônio 1 para neurônio 2. Isso ocorreu na mesma geração em que houve um salto no fitness, isto é, geração 178, ainda no primeiro ciclo. Vemos também que o neurônio 1 foi alocado para reconhecimento do objeto tipo 4 e movimento à direita, enquanto o neurônio 2 foi alocado para reconhecimento do objeto 5 e movimento à esquerda.

Os resultados apresentados no conjunto de gráficos 5.16, mostram a dinâmica de ativação neural da camada associativa para o experimento 1B. Não há nenhuma atividade neural para entradas de objetos e movimento para esquerda. Logo, ao confrontarmos tais resultados aos resultados de dinâmica de ativação da camada escondida, percebemos a existência de associação simbólica parcial, envolvendo movimento para direita e objeto do tipo 5. Outras execuções com a mesma configuração

deste experimento foram executadas. Dentre as cinco execuções, verificamos a emergência de comunicação simbólica parcial em 4 delas.

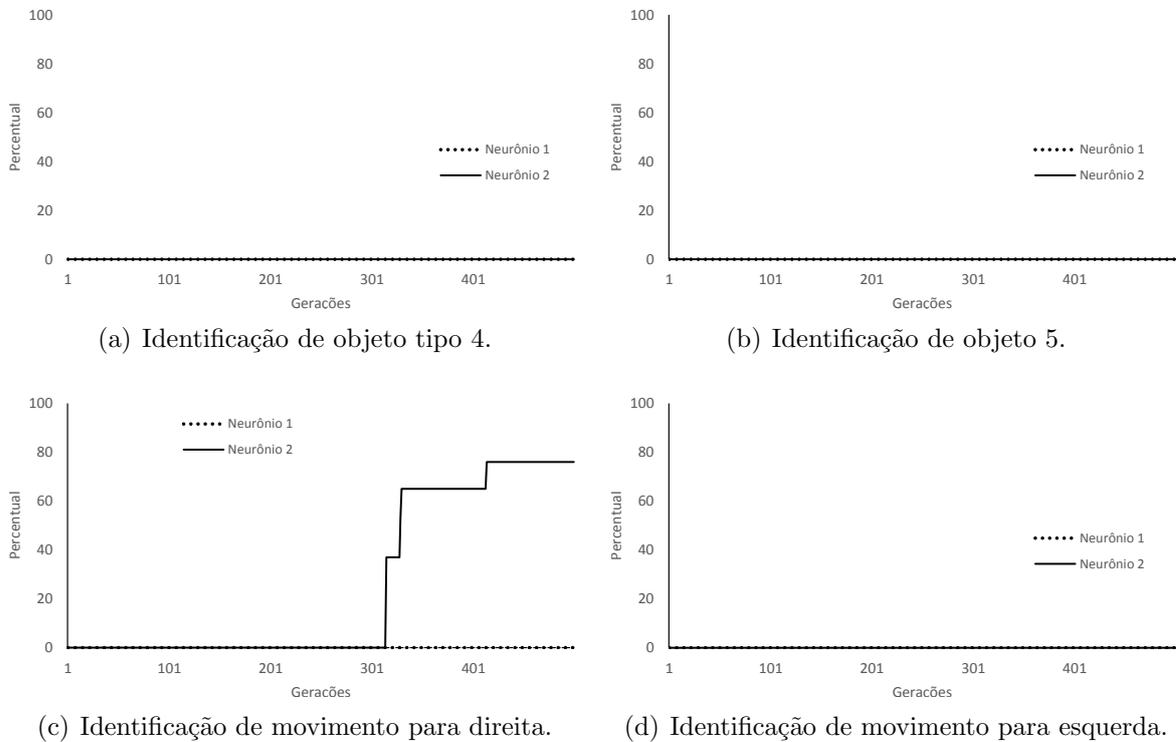


Figura 5.16: Dinâmica de ativação neural da camada associativa do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 1B.

Com os gráficos 5.15 e 5.16 podemos estabelecer uma sequência de ativação neural para cada objeto e movimento, entendendo porque houve emergência de comunicação simbólica parcial. Através do gráfico 5.15(a) verificamos que o neurônio 1 foi alocado para reconhecimento do objeto 4. Ao observarmos a inatividade de ativação do objeto 4 na camada associativa (Gráfico 5.16(a)) notamos que tal ativação não depende de memória associativa. A mesma situação ocorre para o objeto 5 (Gráficos 5.15(b) e 5.16(b)). No entanto, essa sequência é alterada quando avaliamos a ativação para movimento à direita. Na Figura 5.17 são visualmente apresentados os neurônios ativos para o objeto 4 e movimento para direita. Objeto 5 e movimento para esquerda não geraram associação e ativação da camada associativa.

Analisando a Figura 5.17 percebemos que os caminhos utilizados para reconhecer o objeto 4 e movimento à direita são diferentes. O movimento à direita utiliza um caminho maior, passando pela camada associativa. A resposta da camada associativa estimula a camada escondida, fazendo com que a mesma resposta seja produzida pela camada escondida para os padrões de objeto 4 e movimento à direita. Isso significa que houve uma associação simbólica entre o movimento à direita e o objeto

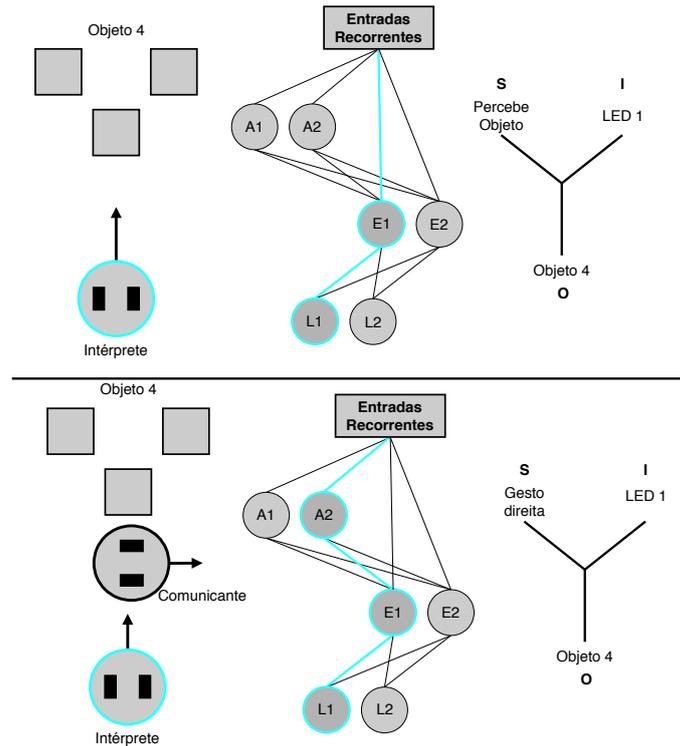


Figura 5.17: Ativação neural e relação triádica para o objeto 4 e movimento à direita.

4. É importante ressaltar, porém, que tal associação simbólica é parcial, pois vemos no gráfico 5.16(c) que não ocorre ativação do neurônio 2 para todas as entradas de movimento, isto é, durante a execução do movimento, somente parte dele é assimilado pelo robô intérprete como simbólico. Uma parte pequena do movimento não é associada ao objeto 4, pois não gera ativação da camada associativa.

Embora os motivos para emergência de comunicação simbólica ou icônica sejam iguais em ambos experimentos (A e B), devemos ressaltar a complexidade envolvida na rede tipo B. Nos experimentos tipo A, tínhamos dois caminhos que criavam leves diferenças nos dados sensoriais, o que em tese facilitaria o surgimento de associação, pois é assim que muitas associações comunicativas são feitas, relacionando informações de diferentes domínios sensoriais, por exemplo, audição e visão. O uso de duas camadas de entradas, não eliminou a necessidade de auto-organização da dinâmica interna de alocação dos setores cognitivos (camada associativa e escondida), pois a dinâmica de ativação neural e conseqüentemente, a emergência de associações simbólicas não era controlada. A emergência de associação em redes do tipo B se mostra, a princípio, muito mais desafiadora que em redes tipo A, pois os caminhos são entrelaçados e não existe distinção entre os dados que fluem para a camada escondida e camada associativa, sendo totalmente não controlados a dinâmica de ativação neural e uso dos setores cognitivos, já que os indivíduos devem realizar uma auto-organização interna antes de associarem gestos e objetos. Outra dificuldade enfrentada por este tipo de arquitetura, é a necessidade de relacionar padrões que

estão no mesmo domínio sensorial sem quaisquer distinções nos dados de entrada.

Variação experimental

O experimento 2B foi realizado com alteração mínima no conjunto de parâmetros, pois desejávamos investigar e entender o impacto do custo evolutivo na melhor distribuição do processamento cognitivo. Ou seja, será que menores taxas de mutação da camada associativa provocariam melhor alocação dos padrões de reconhecimento? Vimos no experimento 2A que o uso de menores taxas de mutação alteraram a dinâmica de ativação neural da camada associativa naquele tipo de rede. O uso de menores taxas na rede tipo B também provocaria o mesmo comportamento na dinâmica de ativação neural? Buscando responder às questões levantadas executamos as variações experimentais mencionadas no parágrafo seguinte.

Aplicamos à camada associativa uma taxa de mutação de 4%, enquanto as camadas de entrada, escondida e saída tiveram taxas de 20% e os valores de τ foram mantidos em 0.2. Um resultado semelhante àquele alcançado no experimento 1B, também foi obtido no experimento 2B. A semelhança entre os processos evolutivos é facilmente percebida ao compararmos os gráficos 5.14 e 5.18.

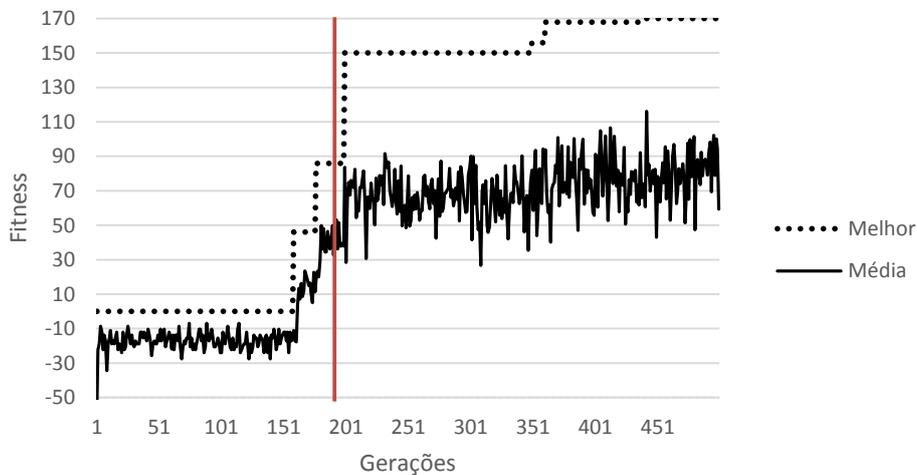


Figura 5.18: Processo evolutivo para experimento 2B com limite de 500 gerações.

Assim como no experimento 1B, no experimento 2B, notamos um período no primeiro ciclo em que não ocorrem mudanças no fitness. Isso ocorre entre as gerações 1 até a geração 158. Na geração 159 surge um novo indivíduo com boa carga genética, pois na geração 178, após algumas mutações de filhos do indivíduo que surgiu na geração 159, o fitness máximo para o primeiro ciclo é obtido.

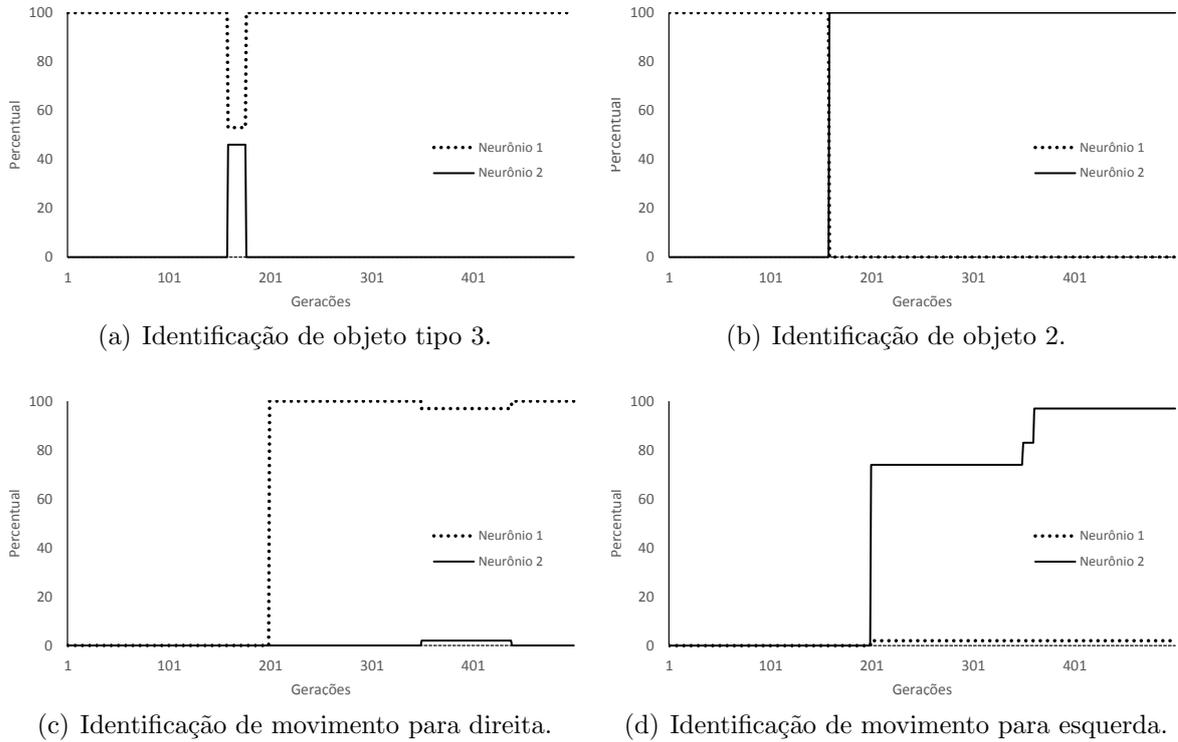


Figura 5.19: Dinâmica de ativação neural da camada escondida do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 2B.

A lenta progressão do fitness pode ser atribuída ao processo de alocação de neurônios para reconhecimentos dos objetos, pois conforme os Gráficos 5.19(a) e 5.19(b) que mostram as ativações neurais da camada associativa, há um longo período, gerações 1 a 158, onde o objeto 4 e objeto 5 são identificados pelo neurônio 1, só havendo mudança de alocação na geração 159. Na geração 159 há uma indecisão quanto ao neurônio que será utilizado para reconhecer o objeto 4, mas também ocorre uma definição do neurônio 2 como sendo responsável pelo reconhecimento do objeto 5. Após algumas gerações, o neurônio 1 é alocado para o reconhecimento do objeto 4. Movimento para esquerda é atribuído ao neurônio 2 e movimento à direita é atribuído ao neurônio 1.

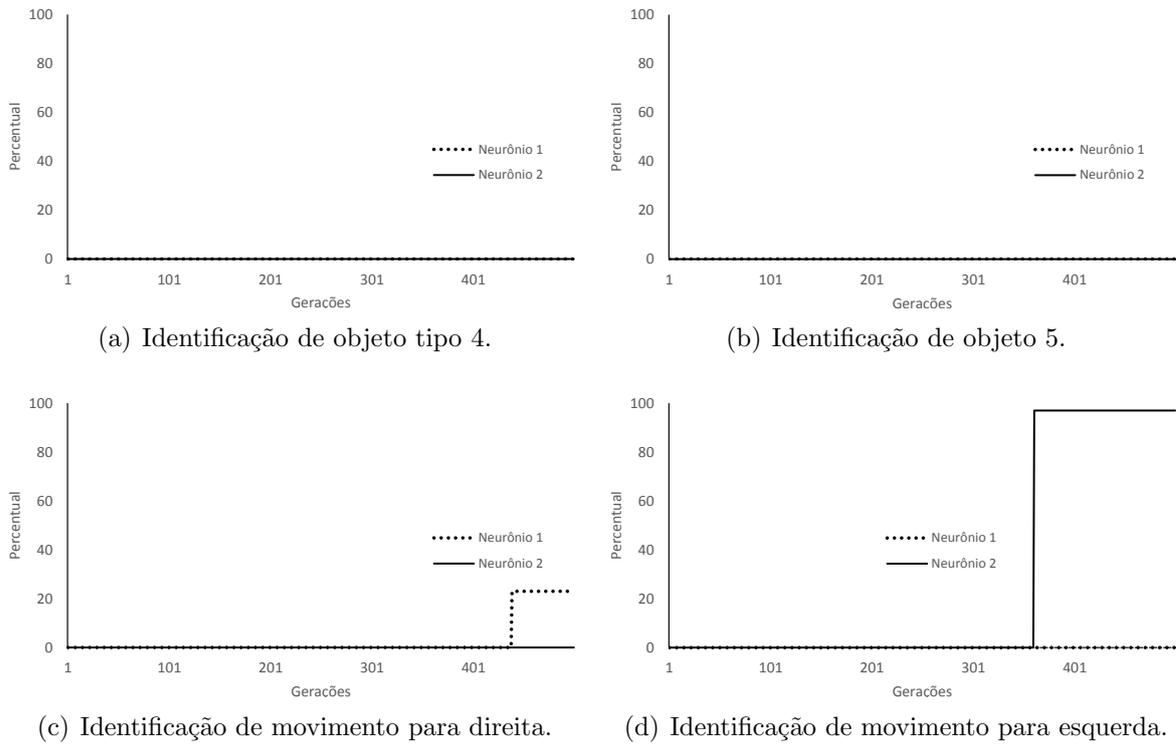


Figura 5.20: Dinâmica de ativação neural da camada associativa do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 2B.

Quando confrontamos os gráficos de ativação da camada escondida e associativa, percebemos a emergência de comunicação simbólica parcial. Há ocorrência de ativação exclusiva do neurônio 2 da camada associativa para movimento à esquerda e neurônio 2 da camada escondida. Para o movimento à esquerda a associação simbólica é praticamente completa, isto é, apenas os instantes iniciais do movimento não são associados simbolicamente ao objeto 5. O movimento à direita não é associado simbolicamente ao objeto 4. A associação de movimento à direita e objeto 3 é icônica e ocorre na camada escondida. Neste caso, a RNA explora características de semelhança para estabelecer uma relação icônica.

5.2.2 Experimentos com objeto ruído

A motivação para uso de objeto ruído no conjunto de objetos é a mesma mencionada na seção 5.1 com rede neural do tipo A, ou seja, aumentar a demanda de reconhecimento de padrões sensoriais e criar a necessidade de melhor ajuste nas fronteiras de decisão dos padrões dos objetos.

O gráfico 5.21 apresenta o processo evolutivo do experimento 3B. Neste experimento temos τ de 0.9 e taxas de mutações fixadas em 20%. Assim como em outros expe-

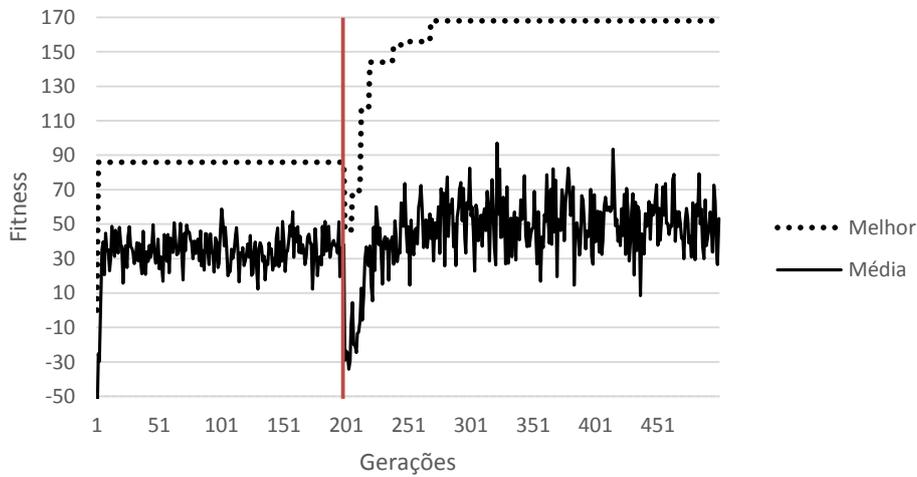


Figura 5.21: Processo evolutivo para experimento 3B com limite de 500 gerações.

rimentos, este também foi executado cinco vezes. As execuções mostraram padrões distintos, pois foram obtidos somente ícones (três vezes), e símbolos com ícones (duas vezes). O resultado apresentado para este experimento representa a melhor resposta dentre os resultados típicos.

A análise do gráfico nos permite observar uma queda acentuada do fitness assim que o ciclo de jogo de linguagem é iniciado na geração 201. Não possuímos uma resposta definitiva acerca dos motivos que levaram a uma queda acentuada no valor de fitness, mas podemos considerar o início dos jogos de linguagem como sendo uma possível razão, já que dois novos padrões foram inseridos. Outra explicação está relacionada ao valor de τ utilizado, pois com mais memória e entradas temporais, o conjunto de pesos existentes pode ter falhado na classificação já que durante o primeiro ciclo os padrões eram estáticos e demandavam um ajuste de pesos diferente.

Com a queda do fitness um novo indivíduo surgiu, ele aprendeu os padrões de movimento e objetos utilizando uma base, ou seja, seu genoma já havia herdado ajustes que foram utilizados para uma rápida reaprendizagem, conforme podemos verificar através dos gráficos de ativação neural 5.22 e 5.23.

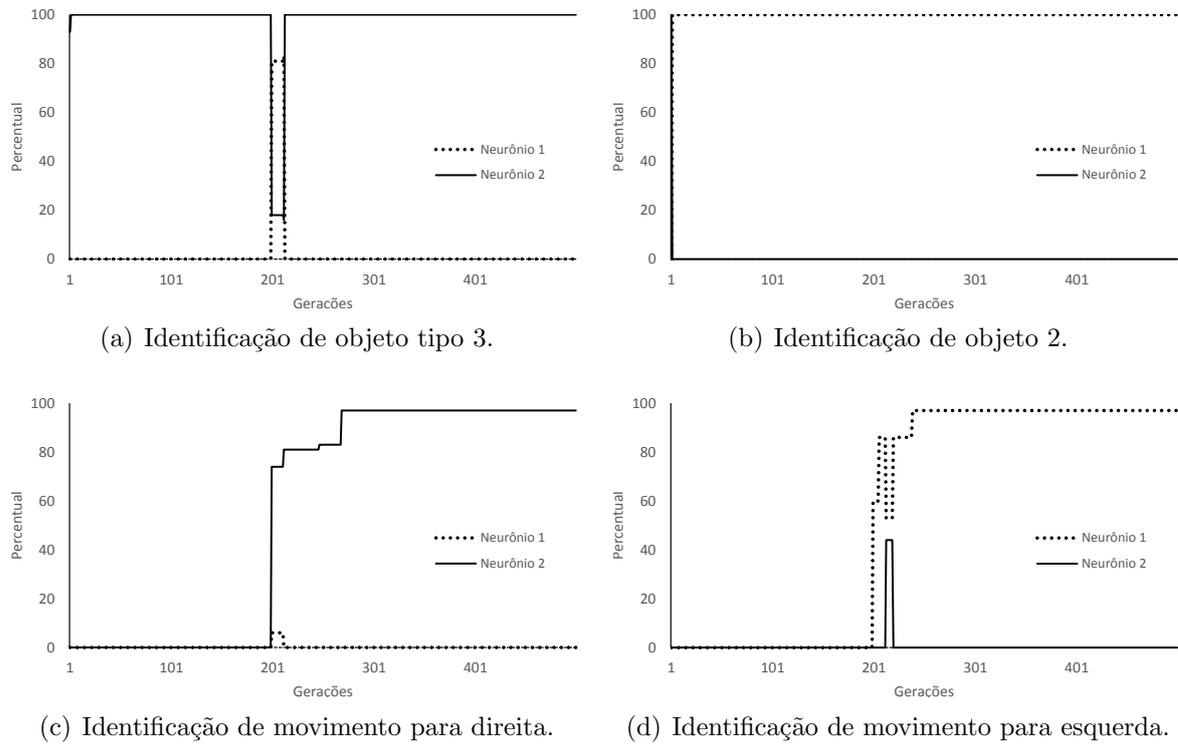


Figura 5.22: Dinâmica de ativação neural da camada escondida do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 3B.

Os gráficos de ativação da camada escondida revelam que os objetos e movimentos foram agrupados da forma esperada, isto é, movimento para direita e objeto 3 foram alocados no neurônio 2, movimento para esquerda e objeto 2 foram alocados no neurônio 1. O gráfico 5.22(a) nos permite inferir que a mudança que ocasionou a queda brusca de fitness mencionada anteriormente, foi justamente a troca parcial de neurônio para reconhecimento do objeto 3, pois vemos no gráfico que para o mesmo período onde ocorre a queda de fitness temos uma indecisão sobre o uso de neurônios para o reconhecimento do objeto 3.

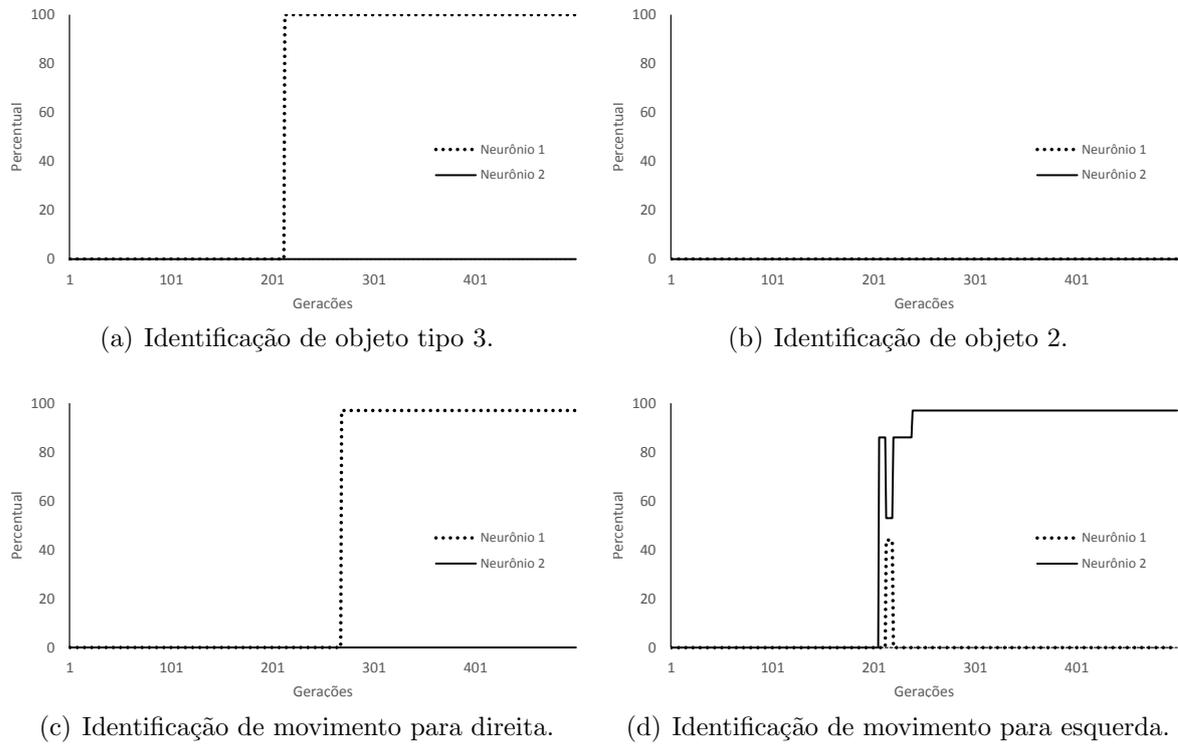


Figura 5.23: Dinâmica de ativação neural da camada associativa do melhor indivíduo utilizando a configuração paramétrica do experimento 3B.

Analisando os gráficos 5.23(a) e 5.23(c) da camada associativa, vemos que houve ativação do neurônio 1. Neste neurônio foram relacionados dois padrões, o movimento para direita e o objeto 3. Portanto, houve ocorrência de associação icônica. O neurônio 2 foi utilizado para identificação do movimento à esquerda, não havendo ativação deste neurônio para estímulos que correspondessem ao objeto 2. Ao confrontarmos as dinâmicas de ativações neurais da camada associativa e camada escondida, além de verificarmos os pesos dos neurônios, pudemos constatar a emergência de dois tipos de associação, a icônica mencionada acima e a simbólica, na qual foram associados o movimento para esquerda e o objeto 2.

A Figura 5.24 permite visualizarmos as ativações neurais e os padrões que as geraram, além de apresentar as relações triádicas presentes em cada interação.

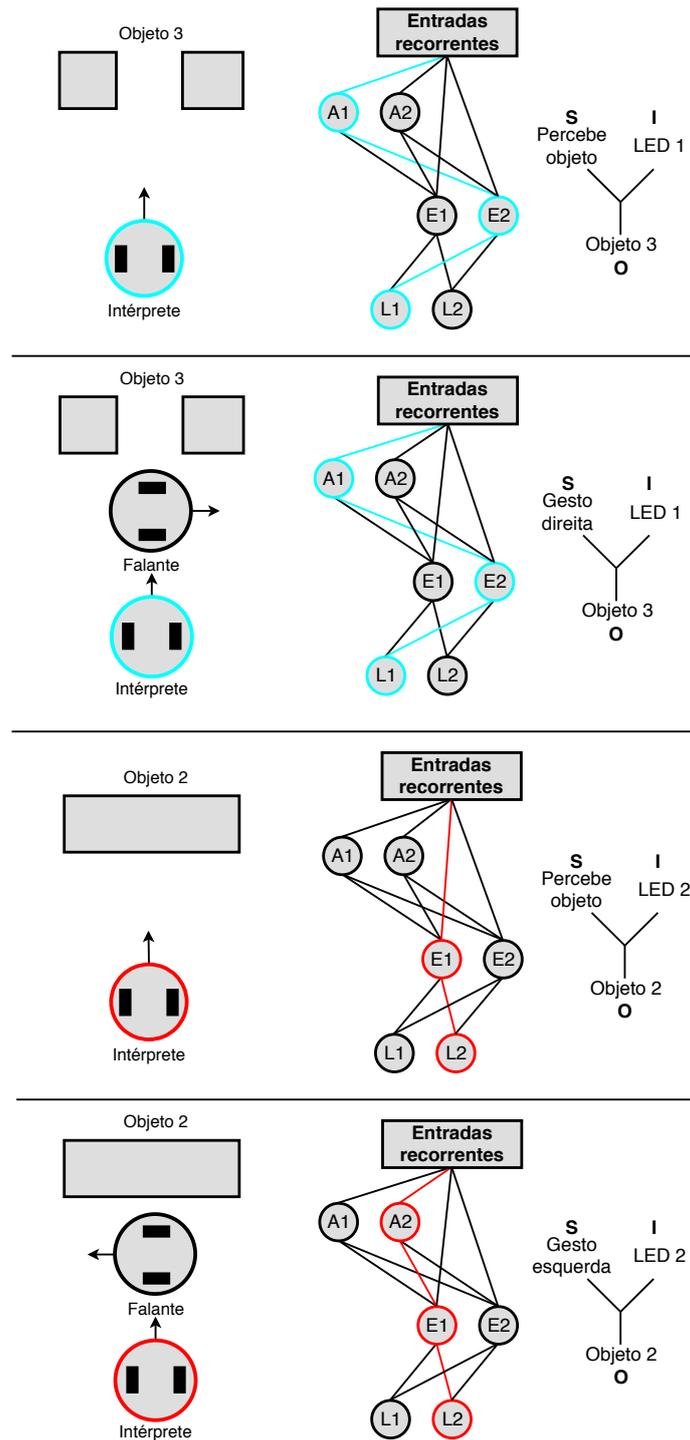


Figura 5.24: Ativações neurais e relações triádicas para o objeto 3, movimento à direita, objeto 2 e movimento à esquerda.

Na Figura 5.24 vemos que o objeto 3 apresenta o mesmo padrão de ativação neural do movimento para direita. Percebemos que tal padrão está localizado na camada

associativa. A presença do mesmo padrão na camada associativa, indica a existência de uma associação icônica, ou seja, são exploradas similaridades entre os padrões. O objeto 2 e movimento para esquerda, no entanto, mostram padrões de ativação diferentes entre si. O padrão de reconhecimento do movimento à esquerda passa pela camada associativa. Por outro lado, o reconhecimento do objeto 2 é realizado sem uso da camada associativa, isto é, apenas a camada escondida é utilizada. Essa configuração demonstra que houve associação simbólica entre movimento para esquerda e objeto 2.

Da Figura 5.24 temos ainda as relações triádicas. As relações que se referem aos movimentos têm os gestos (movimentos) produzidos pelos robôs falantes como signos das relações. O signo é icônico quando o movimento é para direita, pois há ativações iguais para os diferentes padrões. Entretanto, ele é simbólico quando o movimento é para esquerda, pois temos uso da memória associativa exclusivamente pelo movimento à esquerda. Os objetos das relações triádicas são os objetos referidos, ou seja, objetos 2 e 3. Por fim, os interpretantes gerados são os acionamentos dos LEDs, o LED 1 para o caso de objeto 3 e movimento à direita, e o LED 2 para objeto 2 e movimento à esquerda.

Variação experimental

Outros experimentos com diferentes configurações paramétricas foram realizados, de modo a complementar os resultados obtidos no experimento 3B. Em um destes experimentos utilizamos uma configuração semelhante à do experimento 3B. As exceções foram as taxas de mutações, que foram fixadas em 10%. Além disso, o τ também foi alterado, sendo fixado em 0.2. O uso de taxas de mutação baixas, como 10% e menores, costumam resultar em soluções pobres, pois o baixo número de mutações nos filhos durante a fase de reprodução, costuma gerar uma população que tende à convergência rapidamente. A convergência rápida pode impedir a melhora global da população, pois o surgimento de indivíduos que sejam capazes de encontrar soluções ótimas, isto é, soluções que cumpram todos os requisitos da tarefa, exige, por vezes, saltos evolutivos, mutações de vários parâmetros para obtenção da melhor solução. O gráfico 5.25 apresenta o processo evolutivo para um número máximo de 500 gerações, taxas de mutações de 10% e valores de τ dos neurônios de entrada fixadas em 0.2.

Observado o gráfico 5.25 vemos que houve séria queda de fitness durante a transição de ciclos de treinos. Geralmente essa queda durante a transição não é benéfica para o processo evolutivo, pois destrói a solução estabelecida para a identificação de objetos e objeto ruído. Porém, neste caso, a queda permitiu que o processo evolutivo reaprendesse os padrões de objetos e movimentos ao mesmo tempo. Essa reaprendizagem, com visão global dos padrões, facilitou a assimilação dos padrões pelo robô intérprete.

Esse processo de aprendizagem que emergiu de forma autônoma durante o segundo

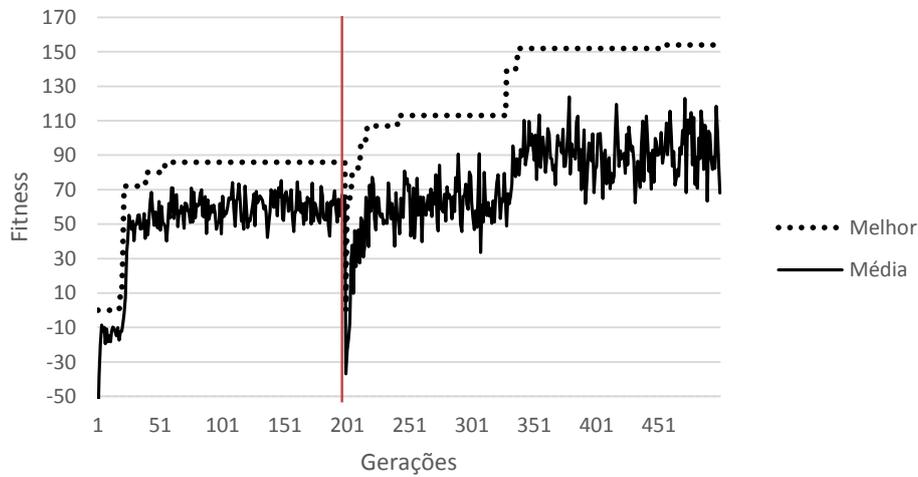


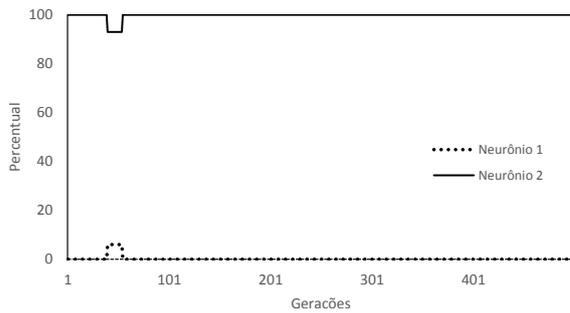
Figura 5.25: Processo evolutivo para experimento com taxas de mutação de 10% e limite de 500 gerações (Experimento 4B).

ciclo, ocorre da seguinte forma: o robô intérprete percebe os objetos 2 e 3. Imediatamente após, os movimentos são apresentados. Logo, o processo evolutivo deve priorizar o aprendizado dos objetos e movimentos sob a mesma ordem de valor. Em contrapartida, o processo de aprendizado adotado manualmente, priorizava o aprendizado dos objetos durante o primeiro ciclo e somente no segundo ciclo, durante os jogos de adivinhação, os movimentos eram mostrados, ou seja, os padrões de reconhecimento dos movimentos deveriam ser aprendidos sem levar em conta as configurações já estabelecidas para reconhecimento dos padrões de objetos.

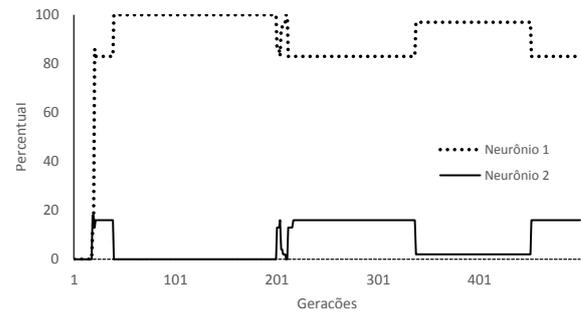
A análise detalhada dos indivíduos através dos LOGs do processo evolutivo, mostra que o próprio processo evolutivo criou de forma autônoma um ciclo de aprendizagem dos objetos 2, 3 e ruído, pois após a geração 201, observamos que os acertos contabilizados no fitness são de objetos e não dos movimentos. Isto é, após a queda do fitness o indivíduo readquire primeiramente os padrões de reconhecimento de objetos e somente na geração 212 é dado início à aprendizagem dos movimentos. Embora, a sequência de aprendizado, com o uso de um ciclo, apresentada pelo processo emergente seja similar àquela adotada pelos ciclos 1 e 2, elas diferem na forma de apresentação dos padrões. Sabemos que durante o ciclo 1, eram mostrados apenas objetos e somente no ciclo de jogo de linguagem eram mostrados os movimentos. Porém, durante o ciclo emergente, o robô intérprete aprende os objetos primeiro. Contudo, enquanto aprende os padrões de objetos e ruído, deve lidar com as informações dos movimentos, ou seja, do processo evolutivo surgem indivíduos que à medida que aprendem os objetos, ignoram os movimentos até que os padrões de reconhecimento de objetos sejam completamente adquiridos. Após essa fase, o indivíduo já sabe que existem outros padrões que precisam ser adquiridos, mas a

aprendizagem de tais padrões ocorre mais suavemente, pois não são desconhecidos.

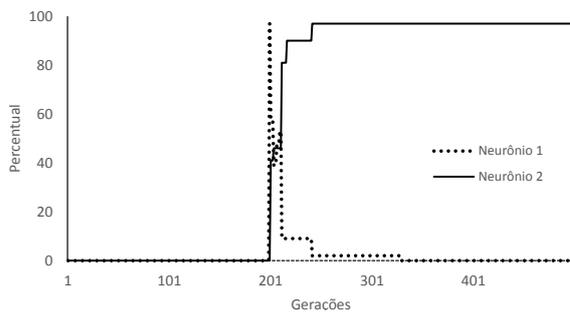
O gráfico de ativação da camada escondida do movimento para direita 5.26(c), reforça a ideia discutida no parágrafo anterior. Observamos que após o início do segundo ciclo há indecisão quanto à alocação de um neurônio para reconhecimento do movimento à direita. Apenas na geração 212 começa a ser definido o neurônio 2 para reconhecimento do padrão de movimento para direita. O mesmo neurônio 2 é utilizado para reconhecimento do objeto 3. O movimento à esquerda e objeto 2 foram alocados no neurônio 1.



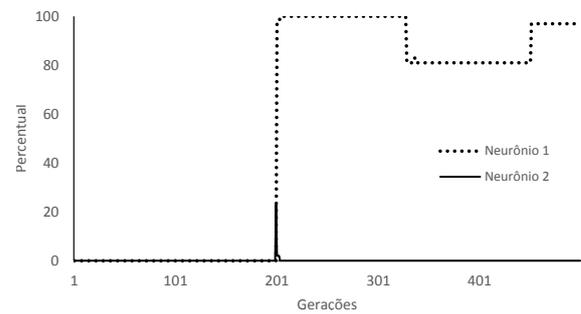
(a) Identificação de objeto tipo 3.



(b) Identificação de objeto 2.



(c) Identificação de movimento para direita.



(d) Identificação de movimento para esquerda.

Figura 5.26: Dinâmica de ativação neural da camada escondida do melhor indivíduo para o experimento 4B.

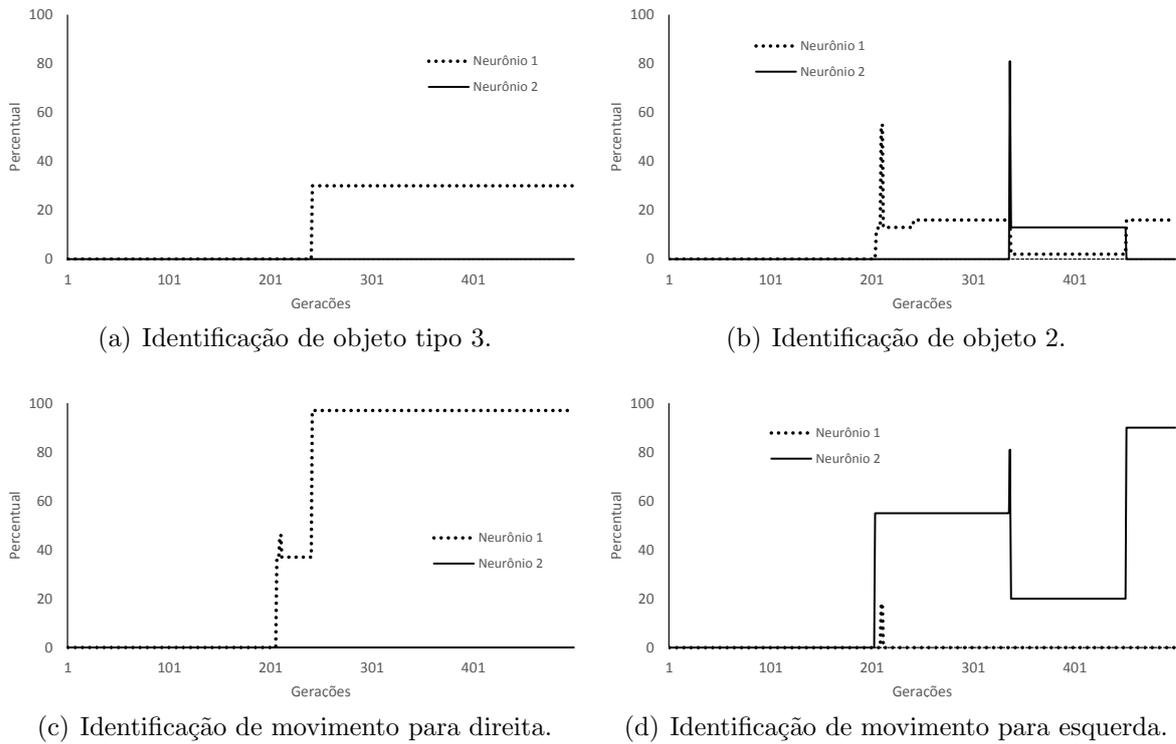


Figura 5.27: Dinâmica de ativação neural da camada associativa do melhor indivíduo para o experimento 4B.

A ativação neural da camada associativa 5.27 demonstra tanto a associação simbólica de movimento para direita e objeto 3, quanto o movimento para esquerda e objeto 2. Portanto, houve emergência total de comunicação simbólica. O neurônio 2 da camada associativa foi utilizado para reconhecimento do movimento à esquerda, enquanto que o objeto 2 ativa o neurônio 1 da camada associativa algumas vezes. O uso pronunciado do neurônio 2 da camada associativa para reconhecer movimento à esquerda e o uso do neurônio 1 em baixo número de entradas para identificar o objeto 2, revelam que há associação simbólica total durante a execução do movimento à esquerda. Em alguns momentos a ocorre associação icônica **errada** entre o objeto 2 e o movimento à direita, pois verificamos durante um curtíssimo período de tempo a ativação do neurônio 1 da camada associativa para entradas relativas ao objeto 2.

O movimento à direita ativa o neurônio 1 da camada associativa, enquanto que o objeto 3 o ativa para uma quantidade mínima de entradas. Logo, obtemos a emergência de símbolo na maior parte da execução do movimento. Porém, tal associação simbólica é transformada em icônica por um curto período. As ativações neurais da camada associativa pelos objetos 2 e 3, observadas em baixo percentual de entradas, estão diretamente ligadas às entradas finais dos objetos. Isto é, a medida que o robô intérprete se aproxima bastante do objeto, os objetos se parecem de alguma alguma forma com o movimento à direita, transformando a associação simbólica em icônica.

Outras execuções deste mesmo experimento mostraram que o surgimento de associações simbólicas quase sempre sofrem contaminações, isto é, associações icônicas parciais também costumam ocorrer.

A fim de obter melhor compreensão acerca da dinâmica de ativação das arquiteturas e as relações triádicas geradas observemos a Figura 5.28.

A Figura 5.28 detalha o processo emergente de comunicação simbólica dos objetos e movimentos. Na Figura 5.28 temos o robô intérprete realizando o movimento em direção ao objeto 3. Ao realizar tal movimento ocorre a ativação dos neurônios em azul. O neurônio 2 da camada escondida e o neurônio L2 da camada de saída. No entanto, verificamos um padrão de ativação diferente quando o robô intérprete inicia o movimento em direção ao falante que executa o movimento à direita. Temos a ativação exclusiva da camada associativa. A ativação do neurônio 1 da camada associativa excita o neurônio 2 da camada escondida fazendo com que ele ative, ou seja, o mesmo neurônio da camada escondida é utilizado para reconhecimento do objeto 3. Esse caminho de ativação sugere a emergência de comunicação simbólica.

A análise anterior pode ser diretamente aplicada ao objeto 2 e movimento à esquerda. O objeto 2 produz ativação do neurônio 1 da camada escondida (caminho em vermelho). Por outro lado, o movimento à esquerda produz ativação do neurônio 2 da camada associativa e do neurônio 1 da camada escondida, ou seja, o mesmo neurônio da camada escondida é utilizado, sugerindo a emergência de comunicação simbólica.

Identificamos ainda, por meio da figura, as relações triádicas segundo a teoria semiótica de Peirce. O movimento para direita é entendido como signo e determina o objeto 3. Enquanto isso, o interpretante dessa relação é gerado com o acendimento do LED 1. O movimento à esquerda também é signo da relação, porém ele determina o objeto 2, sendo o interpretante dessa relação o acendimento do LED 2.

É importante salientar que o fenômeno comunicativo ocorre quando o robô intérprete interpreta o signo produzido pelo falante. Porém a caracterização de tal evento como comunicação simbólica só é possível graças à verificação da dinâmica de ativação interna da rede neural, conforme ilustramos. A dinâmica de ativação mostra a ocorrência de associação simbólica, por meio do uso da camada associativa para alimentar a camada escondida, que por sua vez provoca o acendimento dos LEDs. A emergência de ícones, anteriormente mencionados, ocorre devido a associação de uma qualidade do objeto ao movimento. Não é possível determinar com exatidão quais qualidades geraram as associações icônicas durante os instantes finais da observação do padrões, nem quais são os objetos e signos da relação icônica. Contudo, podemos verificar que a adoção do conjunto de parâmetros apresentados e uma taxa de mutação conservadora, proporcionaram o aparecimento de melhorias pontuais nos indivíduos, permitindo os ajustes necessários nos pesos e emergência completa de comunicação simbólica.

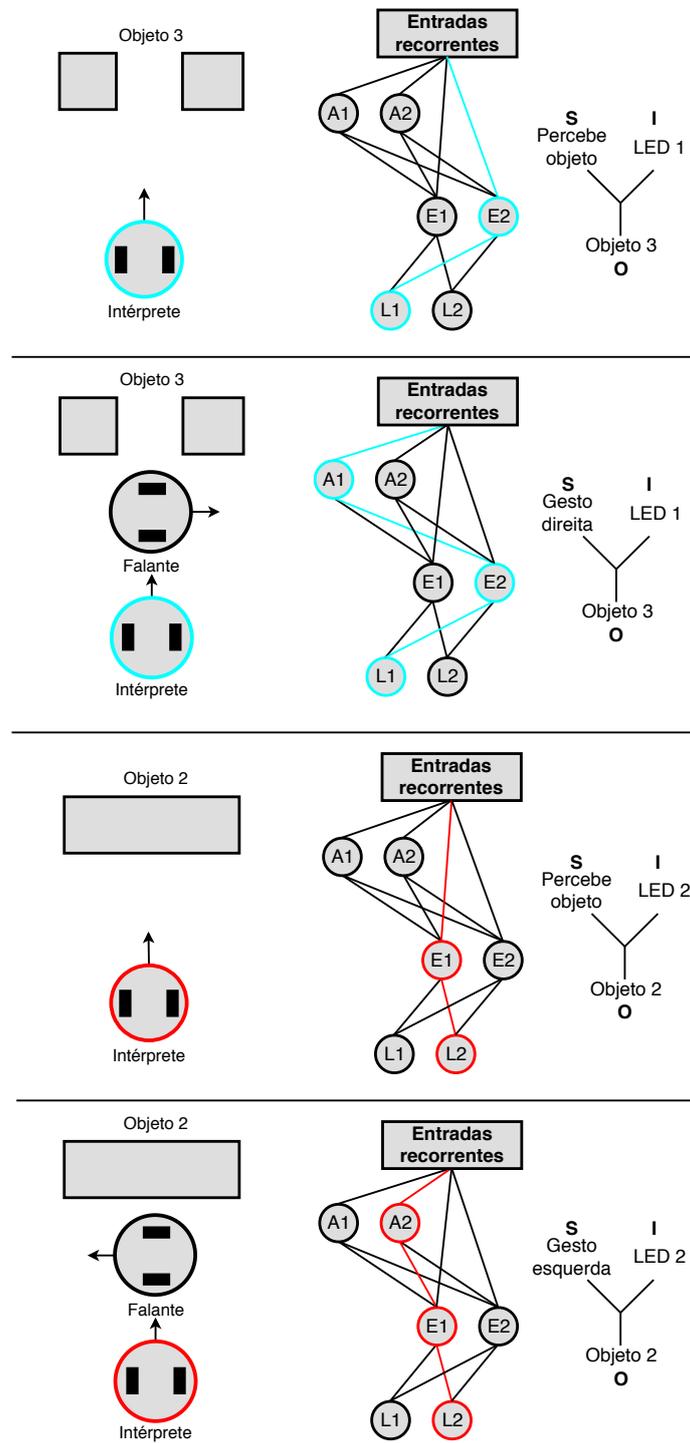


Figura 5.28: Síntese do processo de ativação neural para objetos tipo 2 e 3, além dos movimentos. As tríades exibidas na figura apresentam a interpretação simbólica para o melhor agente no processo evolutivo (4B).

5.3 Discussão

Nesta seção faremos um apanhado geral de aspectos importantes para emergência de comunicação, percebidos durante os experimentos realizados.

Os resultados obtidos com experimentos sem objeto ruído mostraram que para redes do tipo B, a fixação de valores de recorrência auxiliaram na manutenção de indivíduos qualificados durante a transição de ciclos de treinos. Adicionalmente, os valores de τ próximos a 0.2, quando não utilizamos objeto ruído, foram mais propensos a produzirem associações simbólicas. Portanto, parece existir uma correlação entre o coeficiente de memória e a capacidade de associar simbolicamente. No entanto, a inserção de objeto ruído no conjunto de objetos criou uma desordem, já que houve um acréscimo na demanda cognitiva. Foi justamente esse acréscimo de demanda cognitiva que tornou a rede tipo A incapaz de lidar com objeto ruído.

A análise da contribuição do τ nos experimentos com ruído, nos permite identificar que maiores valores de recorrência, como no experimento 3B, dotam a rede de maior poder cognitivo. Porém, tal poder gera mudanças bruscas nas transições de ciclos, sendo necessária a adoção de uma menor taxa de mutação para sintonização fina dos pesos, sendo essa uma das motivações para a configuração do experimento 4B, que gerou bons resultados.

Ainda com relação aos experimentos com a presença de objeto ruído, percebemos que eles propiciaram a carga necessária para que a arquitetura tipo B precisasse utilizar a camada associativa. Esse uso está relacionado à demanda cognitiva extra inserida pela presença do objeto ruído, demandando da rede a necessidade de ajustar os pesos para ignorar tal ruído. Diferentemente da arquitetura tipo A, na qual a camada escondida tinha menor poder cognitivo, pois não era alimentada por entradas recorrentes, a arquitetura tipo B possuía um único vetor de entradas recorrente que alimentava as camadas associativa e escondida.

A emergência de símbolos, conforme observamos nos experimentos, não apresenta condições bem determinadas. Porém, é possível observar que taxas baixas de mutação da camada associativa melhoraram a emergência parcial de símbolos ao mesmo tempo em que dificultaram a emergência total, pois a ocorrência rara de mutações na camada associativa tornou o processo de ajuste de pesos custoso. Portanto, o uso de taxas diferenciadas de mutações é importante. No entanto, é necessário encontrar a relação ideal entre a taxa de mutação global e a taxa de mutação da camada associativa. Outro fator que impacta a existência de símbolos é a presença do τ , sendo importante ter baixos valores de recorrência para redes tipo A e para redes tipo B que não possuem objeto ruído no conjunto de objetos.

Taxas de mutações diferenciadas podem beneficiar o surgimento de símbolos. Porém, não são benéficas para a emergência de ícones, pois eles surgem com a migração dos padrões de reconhecimento da camada escondida para camada associativa. Logo, tornando a migração de padrões uma tarefa mais custosa, através da adoção de

menores taxas de mutação da camada associativa, a emergência de ícones se torna menos provável. Adicionalmente, não notamos qualquer relação entre a os valores de τ e a emergência de ícones.

Por fim, o comportamento reativo, presente em alguns resultados, surge graças a inexistência de qualquer tipo de associação. São comportamentos que dependem apenas dos padrões percebidos. Logo, são evolutivamente menos custosos, pois independem da organização neural padronizada, podendo surgir em ambas arquiteturas, desde que haja um poder cognitivo mínimo para reconhecimento dos padrões.

Capítulo 6

Conclusão

O desenvolvimento de trabalhos que envolvam a emergência de comunicação são diversos. Estes trabalhos costumam se ocupar dos processos mais gerais presentes no cenário de emergência, mas algumas vezes negligenciando alguns processos básicos da emergência de comunicação. Os trabalhos que se preocupam em entender as condições para surgimento de comunicação entre agentes artificiais, normalmente deixam de investigar o que é representado pelos sistemas artificiais, ou seja, uma grande lacuna de pesquisa fica aberta e poucos preocupam-se em entender os fenômenos representacionais presentes nos sistemas de comunicação.

Buscando contribuir com o entendimento deste problema em aberto, foi proposto aqui um trabalho sobre a emergência de comunicação gestual simbólica entre agentes robóticos em um domínio único, isto é, monomodal. O objetivo deste trabalho era entender as condições necessárias para emergência de comunicação de tal natureza em um domínio restrito e compreender os processos representacionais presentes. Isto é, mesmo com condições tão severas na capacidade sensorial seria possível emergência de comunicação simbólica? O desenvolvimento do trabalho e os resultados obtidos mostraram que é possível emergir comunicação simbólica, mesmo em domínios sensoriais tão restritos quanto os trabalhados.

Identificamos durante a execução dos experimentos um conjunto de restrições requeridas para o desenvolvimento dos modelos computacionais: necessidade de recorrência apenas na camada de entrada, inserção de objetos não relacionados para criação de contexto, uso de diferentes taxas de mutação nas camadas, não obrigatoriedade de informações sensoriais diferentes para surgimento de associações, estes são exemplos de restrições encontradas através dos experimentos.

No que tange à análise dos processos representacionais, fomos capazes de verificar o surgimento de comunicação simbólica e icônica em diferentes indivíduos em diferentes cenários experimentais. Observamos o potencial cognitivo das arquiteturas A e B, as quais pragmaticamente, foram capazes de gerar minimamente os resultados buscados, embora a arquitetura B tenha entregado melhores resultados.

6.1 Principais Contribuições

No capítulo 3 mencionamos trabalhos que lidavam com robótica evolutiva e jogos de linguagem para estudo de comunicação. No entanto, poucos trabalhos realizavam uma análise dos processos representacionais presentes nos eventos comunicativos. Loula [2011] e Oliveira [2015], por exemplo, avaliaram agentes e os processos representacionais emergentes à luz da teoria semiótica de Peirce. Porém, no trabalho de Loula [2011] não foi utilizada robótica evolutiva, enquanto o trabalho de Oliveira [2015] não tratou de comunicação gestual. Portanto, com a elaboração desta pesquisa contribuímos no entendimento da emergência de fenômenos simbólicos gestuais em agentes robóticos com limitado domínio sensorial. Verificamos que os processos de emergência de símbolos e ícones são independentes, isto é, podem estar presentes no mesmo cenário de comunicação ou em cenários diferentes. Ou seja, a existência de um tipo de signo não exclui o surgimento de outro. Levantamos um conjunto de condições básicas que oferecem luz sobre experimentos envolvendo comunicação gestual e robôs.

Outras contribuições também foram feitas no que tange a elaboração de arquiteturas de redes neurais. Além disso, mostramos que certas arquiteturas são mais indicadas para a emergência de comunicação simbólica, pois mostramos que a arquitetura tipo B, apresentada na seção 5.2 exibiu resultados superiores àqueles obtidos com a arquitetura tipo A. Descobrimos que parâmetros como taxas de mutação diferenciadas podem ser indicadas, a depender do modelo de arquitetura empregado, bem como o uso de valores de τ mais baixos ou mais elevados. Verificamos que a presença de objeto ruído no conjunto de objetos é necessário para emergência de comunicação simbólica completa. Adicionalmente, percebemos que as topologias possuem limitações distintas apesar de atenderem às restrições elementares.

6.2 Pesquisas Futuras

O trabalho foi realizado com o objetivo de obter emergência de comunicação gestual simbólica. Os experimentos mostraram que houve emergência de comunicação simbólica, porém, sabemos que experimentos conduzidos sobre ambientes simulados, possuem um grau de incerteza intrínseco. Logo, a execução dos experimentos utilizando robôs no mundo real, adicionaria maior confiabilidade aos resultados. Portanto, a reavaliação das condições levantadas por esta pesquisa utilizando robôs reais, pode ratificar os resultados obtidos.

Em trabalhos futuros utilizaremos as estruturas teóricas e resultados obtidos por meio desta pesquisa, para buscar entender as condições de emergência de comunicação gestual quando os gestos não são pré-programados. Para tanto, liberaremos o robô falante, tornando-o autônomo, isto é, realizaremos um processo de co-evolução de emergência de comunicação simbólica gestual. Neste futuro trabalho buscaremos

entender as condições e o alcance da capacidade de produção de representações em agentes robóticos, pois o robô falante terá total liberdade comunicativa.

Referências Bibliográficas

- Austin, E. E. e Sweller, N. Presentation and production: The role of gesture in spatial communication. *Journal of experimental child psychology*, 122:92–103, 2014.
- Braga, M. *A teoria geral dos signos: semiose e autogeração*. Série Ensaios. Editora Atica, 1995. ISBN 9788508055548.
- Brooks, R. A. Elephants don't play chess. *Robotics and Autonomous Systems*, 6(1): 3 – 15, 1990. ISSN 0921-8890. Designing Autonomous Agents.
- Coello, C. A. C., Lamont, G. B., Van Veldhuizen, D. A., et al. *Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems*, volume 5. Springer, 2007.
- Corballis, M. The gestural origins of language. *American Scientist*, 87(2):138, 1999.
- Davis, R., Shrobe, H., e Szolovits, P. What is a knowledge representation? *AI magazine*, 14(1):17, 1993.
- Floreano, D. e Mattiussi, C. *Bio-inspired artificial intelligence: theories, methods, and technologies*. The MIT Press, 2008.
- Greeff, J. e Nolfi, S. Evolution of implicit and explicit communication in mobile robots. *Evolution of communication and language in embodied agents*, 1:179, 2010.
- Grouchy, P., D'Eleuterio, G. M., Christiansen, M. H., e Lipson, H. On the evolutionary origin of symbolic communication. *Scientific reports*, 6:34615, 2016.
- Harnad, S. The symbol grounding problem. *Philosophical Explorations*, 42:335–346, 1990.
- Harvey, I. Untimed and misrepresented: Connectionism and the computer metaphor (csrp 245). *FTP archive currently offline as of April*, 1992.
- Harvey, I., Di Paolo, E., Wood, R., Quinn, M., e Tuci, E. Evolutionary robotics: A new scientific tool for studying cognition. *Artificial life*, 11(1-2):79–98, 2005.
- Hauser, M. D. *The Evolution of Communication*. Mit Pr, 1996. ISBN 9780262082501.

- Haykin, S. *Redes Neurais*. Bookman Companhia ED, 2 edition, 2001. ISBN 9788573077186.
- Hopkins, W. D. e Cantero, M. From hand to mouth in the evolution of language: the influence of vocal behavior on lateralized hand use in manual gestures by chimpanzees (pan troglodytes). *Developmental Science*, 6(1):55–61, feb 2003.
- Kendon, A. *Gesture: Visible action as utterance*. Cambridge University Press, 2004.
- Kim, H.-H., Lee, H.-E., hwi Kim, Y., Park, K.-H., e Bien, Z. Automatic generation of conversational robot gestures for human-friendly steward robot. In *Robot and Human interactive Communication, 2007. RO-MAN 2007. The 16th IEEE International Symposium on*, pages 1155–1160. IEEE, 2007.
- Loula, A. C. *Emergência de Comunicação e Representações em Criaturas Artificiais*. PhD thesis, Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Campinas, São Paulo, 2011.
- Luger, G. *Inteligencia Artificial*. Pearson, 6 edition, 2014. ISBN 9788581435503.
- Marocco, D., Cangelosi, A., e Nolfi, S. The emergence of communication in evolutionary robots. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 361(1811):2397–2421, 2003. ISSN 1364-503X.
- Meguerditchian, A., Vauclair, J., e Hopkins, W. D. On the origins of human handedness and language: A comparative review of hand preferences for bimanual coordinated actions and gestural communication in nonhuman primates. *Developmental Psychobiology*, 55(6):637–650, 2013. ISSN 1098-2302.
- Melnik, R. *Mathematical and computational modeling: with applications in natural and social sciences, engineering, and the arts*. John Wiley & Sons, 2015.
- Mirolli, M. e Parisi, D. How producer biases can favor the evolution of communication: An analysis of evolutionary dynamics. *Adaptive Behavior*, 16(1):27–52, 2008.
- Mitri, S. *The Evolution of Communication in Robot Societies*. phdthesis, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, October 2009.
- Mitri, S., Wischmann, S., Floreano, D., e Keller, L. Using robots to understand social behaviour. *Biological Reviews*, 88(1):31–39, 2013.
- Noble, J. The scientific status of artificial life. In *Poster presented at the Fourth European Conference on Artificial Life (ECAL'97), Brighton, UK*, volume 2831. Citeseer, 1997.
- Nolfi, S. e Floreano, D. *Evolutionary robotics: The biology, intelligence, and technology of self-organizing machines*. MIT press, 2000.

- Nolfi, S. e Floreano, D. Synthesis of autonomous robots through evolution. *Trends in cognitive sciences*, 6(1):31–37, 2002.
- Nolfi, S. e Mirolli, M. *Evolution of communication and language in embodied agents*. Springer Science & Business Media, 2009.
- Nolfi, S. e Mirolli, M. *Evolution of Communication and Language in Embodied Agents*. Springer Berlin Heidelberg, 2010. doi: 10.1007/978-3-642-01250-1.
- Oliveira, E. S. Análise de representações em um experimento de emergência de comunicação. Master’s thesis, Programa de Multi-institucional de Pós-Graduação em Ciência da Computação da UFBA-UEFS, Feira de Santana, Bahia, 2015.
- Paredis, J. Coevolutionary computation. *Artificial life*, 2(4):355–375, 1995.
- Peirce, C. S. One, two, three: Fundamental categories of thought and of nature. *MS [R] 901*, page 39, 1885.
- Peirce, C. S. *The Essential Peirce: Selected Philosophical Writings (1893-1913)*. Peirce Edition Project. Indiana University Press, 1998.
- Pollick, A. S. e Waal, F. B. M. Ape gestures and language evolution. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 104(19):8184–8189, apr 2007.
- Ripley, B. D. *Pattern recognition and neural networks*. Cambridge university press, 2007.
- Roberts, A. I., Vick, S.-J., Roberts, S. G. B., e Menzel, C. R. Chimpanzees modify intentional gestures to coordinate a search for hidden food. *Nature communications*, 5:3088, 2014.
- Rohmer, E., Singh, S. P. N., e Freese, M. V-rep: a versatile and scalable robot simulation framework. In *Proc. of The International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2013.
- Searle, J. R. Minds, brains and programs. *Behavioral and Brain Sciences*, 3(3): 417–457, 1980.
- Silva, E. R. e Santos, A. Aquisição dos gestos na comunicação pré-linguística: uma abordagem teórica. *Revista da Sociedade Brasileira de Fonoaudiologia*, 17(4):495–501, dec 2012.
- Smith, J. e Eiben, A. E. *Introduction to Evolutionary Computing (Natural Computing Series)*. Springer, 2013. ISBN 9783662050941.
- Spranger, M. Incremental grounded language learning in robot-robot interactions—examples from spatial language. In *Development and Learning and Epigenetic Robotics (ICDL-EpiRob)*, 2015 Joint IEEE International Conference on, pages 196–201. IEEE, 2015.

- Steels, L. The emergence of grammar in communicating autonomous robotic agents. In *Proceedings of the 14th European Conference on Artificial Intelligence*, pages 764–769. IOS Press, 2000a.
- Steels, L. Language as a complex adaptive system. In Schoenauer, M., editor, *Proceedings of PPSN VI*, Lecture Notes in Computer Science, Berlin, Germany, September 2000b. Springer-Verlag.
- Steels, L. Language games for autonomous robots. *IEEE Intelligent systems*, 16(5): 16–22, 2001.
- Steels, L. The naming game. *The Electricity Journal*, 11(9):30–33, 2004.
- Steels, L. Adaptive language games with robots. *AIP Conference Proceedings*, 1303 (1):3–14, 2010. doi: 10.1063/1.3527179.
- Steels, L. *Grounding Language through Evolutionary Language Games*, pages 1–22. Springer US, Boston, MA, 2012. ISBN 978-1-4614-3064-3. doi: 10.1007/978-1-4614-3064-3_1.
- Steels, L. e Loetzsch, M. The grounded naming game. *Experiments in cultural language evolution*, 3:41–59, 2012.
- Walther-Bense, E. *A teoria geral dos signos: introdução aos fundamentos da semiótica*. Editora Perspectiva, 2000. ISBN 9788527302180.