



UNIVERSIDADE FEDERAL DOS VALES DO JEQUITINHONHA E MUCURI

Bacharelado em Sistemas de Informação

Davidson Bruno da Silva

**SIMULADOR DE PROCESSOS SEMIÓTICOS (SIMPS) BASEADO EM
MODELAGEM MULTIAGENTE: o fator de adaptação de linguagens emergentes em
agentes semióticos**

**Diamantina
2020**

Davidson Bruno da Silva

**SIMULADOR DE PROCESSOS SEMIÓTICOS (SIMPS) BASEADO EM
MODELAGEM MULTIAGENTE: o fator de adaptação de linguagens emergentes em
agentes semióticos**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Sistemas de Informação da Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri como requisito parcial para a conclusão do curso.

Orientador: Prof. Dr. Leonardo Lana de Carvalho

**Diamantina
2020**

—

Davidson Bruno da Silva

**SIMULADOR DE PROCESSOS SEMIÓTICOS (SIMPS) BASEADO EM
MODELAGEM MULTIAGENTE: o fator de adaptação de linguagens emergentes em
agentes semióticos**


Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Sistemas de Informação da Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri como requisito parcial para a conclusão do curso.

Orientador: Prof. Dr. Leonardo Lana de Carvalho

Aprovado em: 22/12/2020.



Prof. Dr. Leonardo Lana de Carvalho
Orientador



Prof. Dr. Angelo Conrado Loula
Departamento de Ciências Exatas – UEFS



Prof. Dr. André Luiz Covre
Departamento de Computação – UFVJM

À Deus e à minha família, em especial meus pais e minha amada filha Lucy.

AGRADECIMENTOS

De fato, abarqueei-me de muitas preciosidades nesse início de trajetória acadêmica. Tantas mudanças, tantas pessoas, tantas conquistas – alguns fracassos – e não mudaria uma vírgula sequer no que passou.

Em primeiro lugar, agradeço à Deus, que esteve me guiando, me guardando e cuidando para que eu superasse cada dificuldade que apareceu com paciência e resiliência. Depois, quero agradecer aos meus familiares, que sempre estiveram comigo em cada passo que dei, torcendo e vibrando sobre cada vitória. De maneira especial, agradeço aos meus pais João e Valdênia por todo o acolhimento nos momentos difíceis e pela sólida educação que me propuseram.

Quero, também, agradecer à meu tio José Maria e à minha avó Alaíde que tanto contribuíram para que eu chegasse até aqui. Nós, que permanecemos, guardamos-lhes na memória e no coração. Aos meus amigos – antigos e novos – e a todos aqueles que, de algum modo, me ajudaram nessa jornada, recebam meus sinceros agradecimentos. Essa conquista não é somente minha, mas também de vocês.

Agradeço, ainda, a todos os meus professores do Curso de Sistemas de Informação e aos demais que também fizeram parte dessa história. De modo especial, agradeço ao meu orientador, o professor Leonardo, que muito me inspira a seguir o caminho da pesquisa, do ensino e da extensão, e também aos professores Angelo e André pelo aceite do convite em participar deste trabalho que se tornou tão significativo para mim.

E, é claro, agradeço à minha querida filha Lucy – fruto desses anos acadêmicos – por ter me transformado completamente no homem que sou hoje.

“E quando habituara minha boca a esses signos, dava expressão aos meus desejos.”

- Santo Agostinho

RESUMO

Como uma vertente de métodos e técnicas em Inteligência Computacional, as arquiteturas Multiagente permitem explicitar de um lado a natureza das relações em um ambiente social de agentes situados em um espaço (suas estruturas relacionais, de comunicação e linguagem, dispositivos grupais, organizacionais e dinâmicas de auto-organização) e, por outro lado, também determinantes individuais dos agentes, dados pela arquitetura dos agentes. As arquiteturas dos agentes são constitutivas da Inteligência Coletiva de um sistema Multiagente, elas podem ir de agentes reativos até agentes cognitivos dotados de formas de racionalidade mais sofisticadas. No contexto das Ciências Cognitivas a modelagem computacional toma uma via de mão dupla. A modelagem Multiagente permite formalizar situações complexas, envolvendo múltiplas escalas entre o local e o global (espaciais, temporais, organizacionais), ainda envolvendo agentes heterogêneos. Inversamente, as Ciências Cognitivas fornecem teorias e modelos cognitivos capazes de desenvolver novas arquiteturas, podendo resultar em meta-heurísticas, por exemplo. Nossa pesquisa partiu da replicação de uma arquitetura Multiagente voltada para a geração de linguagens ao nível da dinâmica social dos agentes, baseada em uma arquitetura cognitiva semiótica em agentes reativos. Foi ainda tomado como base o caso etológico de aprendizagem de léxico dos macacos Vervet, os quais usam alarmes para sinalizar a presença de predadores e assim adotar o melhor comportamento de fuga. Nosso objetivo foi a construção de um modelo de comunicação e linguagem para avaliar como o uso coletivo de um léxico comum, construído a partir de interações, influencia na sobrevivência de agentes providos de arquitetura cognitiva simples em um sistema auto-organizado. Utilizou-se, como metodologia, a modelagem Multiagente de sistemas complexos para a construção de um Simulador de Processos Semióticos (SIMPS). Como principais resultados, apontamos que o uso de uma linguagem comum pode, de fato, fornecer aos agentes vantagens adaptativas para sua sobrevivência. Além disso, foi implantada uma barreira no espaço de projeto com a finalidade de simular o distanciamento geográfico entre grupos de agentes. Obtivemos que o número de mortes das presas varia, significativamente e de modo diretamente proporcional, em função do tamanho da barreira. Concluímos que o SIMPS, ao replicar resultados já disponíveis na literatura, foi capaz de ser uma plataforma útil para geração de novos resultados relativos ao: 1) fator de adaptação de um léxico emergente e; 2) fator do distanciamento espacial sobre a convergência léxica. Como perspectivas futuras, deseja-se analisar como se comporta a convergência léxica: a) sob a presença de barreira temporal e; b) em um modelo de distanciamento entre agentes gerado por preconceito e segregação social a partir do modelo de Schelling.

Palavras-chave: Sistemas Complexos. Auto-organização. Modelagem Cognitiva. Linguagens Emergentes. Processos Semióticos.

ABSTRACT

As a strand of methods and techniques in Computational Intelligence, Multiagent architectures make it possible to explain on the one hand the nature of relationships in a social environment of agents located in a space (their relational, communication and language structures, group, organizational and self-organizing dynamics) and, on the other hand, also individual determinants of the agents, given by the agents' architecture. The architectures of the agents are constitutive of the Collective Intelligence of a Multiagent system, they can go from reactive agents to cognitive agents endowed with more sophisticated forms of rationality. In the context of Cognitive Sciences, computer modeling takes a two-way street. Multiagent modeling allows formalizing complex situations, involving multiple scales between the local and the global (spatial, temporal, organizational), even involving heterogeneous agents. Conversely, Cognitive Sciences provide cognitive theories and models capable of developing new architectures, which may result in meta-heuristics, for example. Our research started from the replication of a Multiagent architecture aimed at the generation of languages at the level of the social dynamics of agents, based on a semiotic cognitive architecture in reactive agents. It was also taken as a base the ethological case of learning lexicon of Vervet monkeys, which use alarms to signal the presence of predators and thus adopt the best escape behavior. Our goal was to build a communication and language model to assess how the collective use of a common lexicon, built from interactions, influences the survival of agents with simple cognitive architecture in a self-organized system. Multiagent modeling of complex systems was used as a methodology for the construction of a Semiotic Process Simulator (SIMPS). As main results, we point out that the use of a common language can, in fact, provide agents with adaptive advantages for their survival. In addition, a barrier was implemented in the project space in order to simulate the geographical distance between groups of agents. We found that the number of prey deaths varies significantly and directly proportional to the size of the barrier. We conclude that SIMPS, by replicating results already available in the literature, was able to be a useful platform for generating new results related to: 1) adaptation factor of an emerging lexicon and; 2) factor of spatial distancing on lexical convergence. As future perspectives, we want to analyze how lexical convergence behaves: a) under the presence of a temporal barrier and; b) in a model of distance between agents generated by prejudice and social segregation based on the Schelling model.

Keywords: Complex Systems. Self-organization. Cognitive Modeling. Emerging Languages. Semiotic Processes.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Captura de Tela do SIMPS	37
Figura 2 – Tipos de criaturas	39
Figura 3 – Proporções de tela e tamanho do mapa do SIMPS	41
Figura 4 – Tipos de esconderijos	41
Figura 5 – Distribuição das coordenadas de fuga em um ambiente sem barreira	42
Figura 6 – Variação de tamanho da barreira central	43
Figura 7 – Distribuição das coordenadas de fuga em um ambiente com barreira	44
Figura 8 – Evolução do número de mortes das presas por amostra de grupo em função do tempo	52

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Características dos predadores do SIMPS	40
Quadro 2 – Controladores do SIMPS	45

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Frequências dos grupos de simulações por taxa do muro	49
Tabela 2 – Frequências dos grupos de simulações com aprendizado habilitado	50
Tabela 3 – Abordagem estatística adotada por grupo com base do teste de Shapiro-Wilk	50
Tabela 4 – Resultado dos testes de hipótese de Wilcoxon-Mann-Whitney por grupo de simulação	51
Tabela 5 – Resultado dos testes de hipótese de Wilcoxon-Mann-Whitney	53

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

FA	Frequência Absoluta
FAA	Frequência Absoluta Acumulada
FR	Frequência Relativa
FRA	Frequência Relativa Acumulada
IA	Inteligência Artificial
IC	Inteligência Computacional
MAS	Sistemas Multiagente
SIMPS	Simulador de Processos Semióticos

SUMÁRIO

	INTRODUÇÃO	23
1	CIÊNCIAS COGNITIVAS E SEMIÓTICA	25
1.1	Cognitivismo	25
1.2	Conexionismo	26
1.3	Enativismo	27
1.4	Sistemas Complexos	29
1.5	Semiótica de C. S. Peirce	30
2	MODELAGEM E SIMULAÇÃO MULTIAGENTE DE COMUNICAÇÃO E LINGUAGEM	33
2.1	Modelagem e Simulação Multiagente	34
2.2	Trabalhos Relacionados	34
3	CONCEPÇÃO E IMPLEMENTAÇÃO DO SIMPS	37
3.1	Tecnologias utilizadas	38
3.2	Casos de uso, limitações e panoramas do simulador	38
3.3	Criaturas	39
3.4	Ambiente	40
3.4.1	Coordenadas de Fuga	41
3.4.2	Barreira Central	43
3.5	Arquitetura dos Agentes	44
3.5.1	Explorador	46
3.5.2	Dorminhoco	46
3.5.3	Caçador	46
3.5.4	Medroso	46
3.5.5	Emissor	46
3.5.6	Solitário	47
3.5.7	Aprendiz	47
4	RESULTADOS E ANÁLISE DA CONVERGÊNCIA LÉXICA	49
4.1	Hipótese Inicial	50
4.2	Outras Hipóteses	51
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	55
	Referências	57

INTRODUÇÃO

Construir sistemas computacionais capazes de lidar com a comunicação e linguagem vistas em nós, sistemas naturais, está entre os grandes desafios da ciência, sobretudo das Ciências Cognitivas e da Inteligência Artificial. Discussões como "O que é inteligência?" ou "Que tipos de estrutura estão envolvidas nos jogos da linguagem?" ou ainda "É possível sintetizar, modelar e reproduzir tais estruturas artificialmente?" dividem o palco científico quando nos referimos à inteligência computacional. De fato, não é tarefa fácil chegar a um acordo sobre tais respostas, sobretudo quando essas áreas ainda são bastante recentes se comparadas à história da ciência. Pois bem, será que é mesmo possível conceber um sistema inteligente artificial apto a entender, processar, usar e se adaptar a uma linguagem, sem que essa adaptação seja imposta por alguém de fora, um observador externo?

Para [Wittgenstein \(1999\)](#), o significado das palavras é um constructo formado a partir da necessidade comunicacional e dos seus usos nas relações entre as pessoas. Em outros termos, é necessário que as pessoas interajam entre si e com o ambiente para que uma linguagem emergente possa surgir. De acordo com [Steels \(2000, 2003\)](#), [Loula \(2004\)](#) e [Silva, Ferreira e Carvalho \(2019\)](#), a formação de uma linguagem é compreendida como um fenômeno complexo e, por esta razão, encontra apoio na teoria de sistemas complexos, da qual o atributo principal é a auto-organização.

Sistemas complexos artificiais, sejam baseados em autômatos celulares, sistemas Multiagente ou outros métodos e técnicas, são ferramentas já consagradas no estudo de fenômenos emergentes e no design de sistemas inteligentes por meio da abordagem *bottom-up* ([STEELS, 2000, 2003](#); [SHEARD; MOSTASHARI, 2009](#); [GONG; SHUAI, 2012](#); [MOKHTARI; HASSAS, 2014](#); [STEELS, 2015](#); [STEELS; GARCIA, 2015a,b](#); [SPRANGER; STEELS, 2015](#); [LAZARIDOU; PEYSAKHOVICH; BARONI, 2016](#); [ZURITA; TUMER, 2017](#); [TOLK; KOEHLER; NORMAN, 2018](#); [GUO, 2019](#); [HILDRETH; GUY, 2019](#); [SILVA; FERREIRA; CARVALHO, 2019](#); [WANG et al., 2020](#); [SANTOS, 2020](#)). O desenvolvimento da linguagem na sociedade é apenas mais um desses fenômenos complexos sobre os quais a modelagem computacional se aplica. Por ser um assunto interdisciplinar de intensa discussão, associado a vários conceitos em processo de definição na literatura, muitos têm sido os modelos propostos para sua exploração.

Visando colaborar neste sentido, o presente trabalho propõe a criação de um modelo comunicacional para que seja possível avaliar como o uso coletivo de um léxico comum, construído a partir de interações, impacta na sobrevivência de agentes providos de arquitetura cognitiva simples em um sistema multiagente auto-organizado sob diferentes configurações espaciais. Deste modo, decidiu-se por: 1) Conceber uma plataforma de Simulação de Processos Semióticos (SIMPS); 2) Modelar, simular e avaliar uma linguagem emergente e seu fator de adaptação; 3) Implementar uma barreira geográfica e avaliar como a convergência léxica se comporta em diferentes contextos espaciais. Em nossos objetivos, consideramos que nem todo comportamento emergente é adaptativo para os agentes do sistema.

SIMPS foi inspirado no simulador proposto por Loula (2004), em que presas interagem em um ambiente hostil habitado, também, por predadores e devem aprender a se comunicar para melhorar suas estratégias de sobrevivência. Utilizou-se, como método, a modelagem e simulação multiagente de sistemas complexos. Após a construção do sistema, foram realizadas 347 simulações¹ com duração de duas horas cada, em que, somente em parte delas, o aprendizado das presas foi habilitado. Além disso, as simulações foram realizadas para três configurações de barreira geográfica diferentes. Como indicador de sucesso da adaptatividade do sistema em torno da linguagem, comparou-se a incidência de mortes das presas nos dois grupos de simulações ao longo do tempo para cada configuração de barreira.

No primeiro capítulo, é apresentado um breve histórico das principais teorias das Ciências Cognitivas como cognitivismo, conexionismo, enativismo e sistemas complexos. Além disso, também é apresentado o conceito de semiótica sob uma perspectiva peirceana. No Capítulo 2 é exibida uma visão geral da modelagem e simulação multiagente, bem como os principais trabalhos relacionados que vêm sendo desenvolvidos na área. No Capítulo 3, é mostrada a concepção do SIMPS, que inclui os casos de uso e tecnologias do sistema, as características do ambiente, a arquitetura dos agentes e os controladores necessários para gerenciar o estado das simulações. No Capítulo 4 são mostrados os resultados e discussões. E, por fim, no Capítulo 5 aponta-se as conclusões do trabalho.

¹ O conjunto de simulações foi obtido através da execução de várias instâncias simultâneas do simulador em quatro computadores durante 24 horas. O computador com maior poder de processamento, por exemplo, comportou 30 instâncias simultâneas e os demais pelo menos 10.

1 CIÊNCIAS COGNITIVAS E SEMIÓTICA

Ciência Cognitiva é um domínio interdisciplinar da cognição, conhecimento e informação que está presente em diversas áreas do conhecimento como biologia, linguística, educação, ciências humanas e sociais, engenharia do conhecimento, ergonomia, neurociência, antropologia, filosofia, psicologia, sociologia e inteligência artificial. Essa área de estudo nasce como uma espécie de avanço da psicologia comportamentalista, possibilitada a partir de importantes debates na filosofia natural, materialismo e mecanicismo, na qual a explicação da conduta é dada a partir da modelagem mecânica de processos cognitivos (CARVALHO; PEREIRA; COELHO, 2016; SANTOS, 2020).

Um dos pilares metodológicos das Ciências Cognitivas é o estudo da mente, cognição e comportamento por meio de modelos computacionais (CARVALHO; PEREIRA; COELHO, 2016). As Ciências Cognitivas agem como o elo de entendimento entre as diversas áreas que investigam a mente e seus fenômenos, o que não significa que haja uma única teoria de estudo dos processos cognitivos, conforme aponta Santos (2020). O desenvolvimento desse campo de estudo remonta à cibernética, atravessa o cognitivismo, connexionismo, enativismo e encontra suporte em sistemas complexos (CARVALHO; PEREIRA; COELHO, 2016). O propósito deste capítulo é apresentar brevemente este histórico e introduzir o conceito de semiótica segundo Charles Sanders Peirce.

1.1 Cognitivismo

De acordo com Carvalho, Pereira e Coelho (2016), para tratarmos das teorias da mente em Ciências Cognitivas, é preciso entender que o surgimento dessas é precedido pelo advento da *Cibernética*. Segundo esses autores, como movimento social, a Cibernética é considerada como a primeira discussão acadêmica sobre a investigação da atividade mente/cérebro com procedimentos lógico-matemáticos. Como campo da ciência, Wiener (1948) diz que a Cibernética é voltada para a comunicação e controle em máquinas e organismos vivos a partir da busca de elementos comuns entre o funcionamento maquinário e o sistema nervoso humano. Em outras palavras, a Cibernética se utiliza de máquinas para simular o comportamento humano através da imitação de estruturas biológicas. Segundo Carvalho, Pereira e Coelho (2016), um exemplo com tais capacidades, marco na história da Cibernética, é a Máquina de Turing.

O *Cognitivismo* é uma corrente de pensamento representacionista que, por mais de vinte e cinco anos, esteve no domínio das explicações sobre a cognição (SANTOS, 2020). Nasceu em 1956, situado no contexto da Cibernética, durante o simpósio de Teoria da Informação promovido pelo Instituto de Tecnologia de Massachusetts – MIT (CARVALHO; PEREIRA; COELHO, 2016). Nos trabalhos mais importantes sobre o cognitivismo, podemos constatar a possibilidade de construir modelos computacionais para investigar a cognição humana. Mas, para além disso, Carvalho, Pereira e Coelho (2016) defendem a possibilidade de comprovar a realidade cognitiva da arquitetura de computadores. Para eles, as máquinas não são somente

instrumentos de construção de modelos para compreender a mente, mas sua própria arquitetura é também um modelo cognitivo.

Apesar do foco em habilidades cognitivas de alto nível, o cognitivismo entende os seres humanos estritamente como um sistema biológico. A abordagem cognitivista é biologicamente inspirada, o que significa que programas são construídos baseados no modo como os seres humanos pensam para resolver problemas (CARVALHO; PEREIRA; COELHO, 2016). No pensamento cognitivista, entende-se a mente como um sistema de processamento da informação constituídos de símbolos materiais que representam determinada coisa no ambiente. Deste modo, o comportamento do organismo é regido pela maneira como ele percebe o meio à sua volta, recolhe informações e as processa (SANTOS, 2020). Essa afirmação é confirmada por Varela, Thompson e Rosch (2017) na seguinte passagem:

"The central intuition behind cognitivism is that intelligence—human intelligence included—so resembles computation in its essential characteristics that cognition can actually be defined as computations of symbolic representations" (VARELA; THOMPSON; ROSCH, 2017, p. 40).

No entanto, conforme dito por Varela, Thompson e Rosch (2017), o cognitivismo encontra suas fronteiras quando seu processamento é, nada mais, do que regras simbólicas aplicadas em sequência, uma de cada vez. Não apenas isso: a necessidade do símbolo para a representação da mente no modelo cognitivista foi fortemente criticada no movimento conexionista (SANTOS, 2020). Como apontam Carvalho, Pereira e Coelho (2016), alguns desses críticos argumentam, também, que o processamento realizado pela máquina, ao ser condicionada a um conjunto de regras, é semanticamente vazio e, deste modo, sua representação da mente/cérebro é limitada. Segundo esses autores, semântica e inteligência em geral não são características internas do cérebro ou da Máquina de Turing: ambos são, na verdade, características relacionais, que emergem da interação.

1.2 Conexionismo

No *Conexionismo*, as representações mentais não são símbolos físicos, mas padrões emergentes¹. Ao considerar isso, o Conexionismo rompe com a ideia da ciência clássica de que somente causas simples geram efeitos simples e causas complexas resultam em efeitos complexos, para assumir que processos simples também podem levar a comportamentos complexos. Esse pensamento é sustentado de modo similar na ideia enativa da teoria da mente e sobretudo na perspectiva sistemas complexos da cognição. Os fenômenos da mente no pensamento conexionista são entendidos como processos neuronais, enquanto que a cognição é percebida em

¹ *emergência* é um comportamento no nível macro de um sistema (que pode ou não estar de acordo com seus objetivos), percebido somente por um observador externo e provocado por indivíduos em interação no nível micro em uma estrutura auto-organizada. Ocorre quando tais indivíduos se organizam para operar coletivamente, levando ao surgimento de um estado macro muitas vezes imprevisível, irreduzível a seus micro componentes. Para o delineamento histórico deste conceito, veja Kalantari, Nazemi e Masoumi (2020). Para uma abordagem em sistemas complexos, veja McAtee e Szabo (2019).

redes de unidades de processamento de símbolos que podem gerar processos dinâmicos, distribuídos e estocásticos. Na perspectiva conexionista, a cognição se realiza como uma totalidade que desponta da operação simbólica, mas é incapaz de ser reduzida a esta (SANTOS, 2020; CARVALHO; PEREIRA; COELHO, 2016).

A arquitetura conexionista consiste de uma configuração de unidades de processamento de informação, retratando, por exemplo, neurônios, células ou indivíduos. A dinâmica e a funcionalidade das unidades enquanto interagem com o ambiente e consigo mesmas caracterizam o que compreendemos por ações cognitivas (CARVALHO; PEREIRA; COELHO, 2016). Varela, Thompson e Rosch (2017) afirmam que representação, no modelo conexionista, não é uma função de símbolos particulares, mas uma correspondência entre o estado global emergente e as propriedades do mundo. Isso significa que a informação não está nas unidades de processamento, mas no efeito que elas geram. Um ponto de divergência importante a se destacar em relação ao modelo cognitivista é que, no conexionismo, "os processos são, prioritariamente, simultâneos" (SANTOS, 2020, p. 27).

O Conexionismo foi extremamente importante para o desenvolvimento das Ciências Cognitivas, uma vez que a Inteligência Artificial (IA) cognitivista e as neurociências não possuíam, até então, grandes resultados para explicar ou reproduzir processos cognitivos complexos. Além disso, graças à inspiração biológica do modelo conexionista, a IA e as neurociências puderam se aproximar como nunca (VARELA; THOMPSON; ROSCH, 2017). Entretanto, o representacionismo e internalismo presentes na teoria conexionista esbarram nos limites de considerar a importância do ambiente nos processos cognitivos, tal como o Enativismo faz por meio do acoplamento estrutural² e processos encapsulados. Em relação a seu predecessor, o conexionismo avançou muito nos conceitos relativos à representação da mente, mas, enfatizou excessivamente questões neuronais (SANTOS, 2020).

1.3 Enativismo

O *Enativismo* em Ciências Cognitivas surgiu como opositora ao representacionismo e é desenvolvido baseado na auto-organização³, uma das principais características do conexionismo (CARVALHO; PEREIRA; COELHO, 2016; SANTOS, 2020). Segundo Silva, Ferreira e Carvalho (2019), o entendimento da semântica como ação em um coletivo de indivíduos levou Varela, Thompson e Rosch (2017) a chamar a teoria corpórea da cognição de *enação* (em ação). Tal entendimento é sustentado também pelo pensamento wittgensteiniano que defende o significado (semântica) como uso. Para o Enativismo, nem toda ação é simbólica, mas toda ação baseada em símbolos é, antes de qualquer coisa, ação (SILVA; FERREIRA; CARVALHO, 2019). Conforme

² *acoplamento estrutural* é o histórico de interações entre dois ou mais sistemas, resultando em uma correspondência estrutural entre eles (SANTOS, 2020). Para Carvalho, Pereira e Coelho (2016), a principal contribuição do Enativismo para a computação é a renovação da inteligência artificial por meio desse conceito.

³ *auto-organização* é a capacidade de um sistema exibir padrões espaço-temporais ordenados como resultado de interações entre seus componentes. (GERSHENSON et al., 2018; KALANTARI; NAZEMI; MASOUMI, 2020; HOLLAND, 2006; MITTAL, 2013 apud MCATEE; SZABO, 2019).

dito por [Carvalho, Pereira e Coelho \(2016\)](#) e [Santos \(2020\)](#):

"(...) a abordagem da enação pressupõe que a cognição não significa um esquema de representações do mundo à parte por uma mente pré-existente e independente (desacoplada), e sim, a ação de uma mente mundana com base numa história de ações diversas realizadas pelo ser no mundo" ([SANTOS, 2020](#), p. 31).

[Carvalho, Pereira e Coelho \(2016\)](#) afirmam que a abordagem enativa é arraigada no conceito de autopoiese, onde “auto” quer dizer próprio e “poiese” produção (algo como “produção de si mesmo”). Tal conceito está relacionado à capacidade dos seres vivos de produzirem a si mesmos produzindo sua própria condição de existência. Em outras palavras, a entidade viva modifica o ambiente que, por sua vez, a modifica de volta como uma força externa que age sobre a estrutura e a influencia de modo que ela tenha que se adaptar⁴ (acoplamento estrutural).

Para a teoria enativa, um sistema é cognitivo e inteligente quando ele existe como ação autopoietica e é incorporado ao meio ([SILVA; FERREIRA; CARVALHO, 2019](#); [MATURANA; VARELA, 1995](#) apud [SANTOS, 2020](#)). Deste modo, a definição de inteligência não está entranhada no conjunto de símbolos físicos do sistema ou em seus padrões emergentes, como prega o viés representacionista do cognitivismo e conexionismo. Segundo [Maturana e Varela; Santos \(1995; 2020\)](#) podemos constatar a vida biológica como exemplo de coemergência, em que a auto-organização do sistema vivo (cognitivo) está acoplada com o meio em que atua (ambiente modificado). Essa evidência faz com que haja um equilíbrio bilateral entre ambos no qual um é determinado pelo outro, o que caracteriza as ações do sistema autopoietico como adaptativas.

Cabe ressaltar, ainda, que alguns autores defendem que nem todo sistema que produz comportamento emergente é auto-organizado, assim como nem todo sistema auto-organizado provém de processos emergentes ([KALANTARI; NAZEMI; MASOUMI, 2020](#); [MCATEE; SZABO, 2019](#)) enquanto outros afirmam que emergência e auto-organização são codependentes para a própria existência ([ZURITA; TUMER, 2017](#)). Nós estamos mais inclinados a concordar com a primeira ideia, apesar de considerarmos que ambos os conceitos estão intimamente relacionados. Na corrente conexionista, padrões emergentes começaram a ser estudados, mas foi a partir do Enativismo que a auto-organização passou a ser considerada peça-chave na proposição de uma nova explicação para a teoria da mente. Vale dizer, ainda, que não há um modelo de computação autopoietica para apoiar nossos estudos de linguagens emergentes tal como o cognitivismo com os modelos de árvores de busca ou o conexionismo com as redes neurais artificiais ([SANTOS, 2020](#)). É nesse ponto que sistemas complexos se tornam uma ótima ferramenta na investigação de fenômenos da mente pela teoria enativa.

⁴ *adaptação* é um conceito importante da teoria enativa e de sistemas complexos que significa uma mudança percebida em um agente ou sistema coletivo que passa, assim, a agir de modo diferente sobre o ambiente. As ações são adaptativas quando vão no sentido da manutenção da auto-organização do sistema no meio ([MATURANA; VARELA, 1995](#); [GERSHENSON, 2007](#) apud [AGUILAR et al., 2014](#)). Podemos dizer, então, que um sistema léxico da linguagem de agentes se torna adaptativo a partir do momento que mantém uma dinâmica social auto-organizada.

1.4 Sistemas Complexos

O conceito de sistemas complexos vem se desenvolvendo em uma série de disciplinas, da matemática pura à sociologia. Em Ciências Cognitivas o termo e seu significado foi sendo apropriado de modo significativo pela abordagem enativa da cognição. Segundo [Carvalho, Pereira e Coelho \(2016\)](#), é possível que uma perspectiva sistemas complexos da cognição venha a se tornar a mais influente abordagem na área.

Sistemas complexos são sistemas desprovidos de uma autoridade centralizadora, que exibem comportamentos emergentes não-triviais e auto-organizados, podendo ser mesmo compostos por um grande número de agentes autônomos⁵ em interação, cada qual com sua motivação de existência, mas cooperando entre si sobre um ponto de benefício comum (SHEARD; MOSTASHARI, 2009 apud [TOLK; KOEHLER; NORMAN, 2018](#); [SANTOS, 2020](#)). Conforme exposto por [Santos \(2020\)](#), entre os conceitos mais relevantes desses sistemas, podemos destacar complexidade, dinamicidade, não linearidade⁶, imprevisibilidade⁷, comportamentos propriedades e padrões emergentes, ordem espontânea⁸, auto-organização e adaptação. Sistemas complexos utilizam a conduta coletiva como matéria prima para se desenvolver como área de estudo. O comportamento de sistemas complexos se caracteriza por ser particularmente difícil de modelar devido à natureza dependente, competitiva e relacional de suas partes constituintes. Como estão presentes em vários campos da ciência, esses sistemas ganharam notoriedade suficiente para se aprimorarem como uma área de estudo independente ([SANTOS, 2020](#)).

Uma gama de paradigmas de vida artificial⁹ com foco em sistemas complexos é abordada por ([MCATEE; SZABO, 2019](#)), os quais foram classificados em três categorias: biológicos, sociais e híbridos. Os paradigmas biológicos mais comumente modelados são Evolução, Feromônio e Predação. Este último se refere à relação entre duas classes de agentes, predador e presa, sendo que o primeiro consome o segundo. Entre os paradigmas sociais, destacam-se Cooperação, Economia e Semiose. Por fim, os paradigmas híbridos mais frequentemente modelados são Inteligência de Enxame, Dinâmica Populacional e Aprendizado. Aprendizado se caracteriza pela existência de pelo menos um agente com capacidade de adquirir conhecimento sobre si e seu ambiente através da experiência. De acordo com esse estudo, o modelo que propomos neste trabalho tem Predação, Semiose e Aprendizado como paradigmas norteadores. Ainda

⁵ *autonomia* pode ser definido como a capacidade de um agente dentro de um sistema agir sobre seu ambiente sem controle externo ([MCATEE; SZABO, 2019](#)). Na Grécia Antiga, esse termo era concebido como "aquele que se dá à sua própria lei" ([THÓRISSON; HELGASON, 2012](#)). Segundo [McAtee e Szabo \(2019\)](#), o conceito é fundamental para a demonstração de emergência e auto-organização.

⁶ *não linearidade* descreve sistemas que, a depender de seu estado ou contexto, respondem de diferentes modos a uma mesma entrada ([SANTOS, 2020](#)).

⁷ por causa de sua característica imprevisível, sistemas complexos são difíceis de modelar e controlar. Na computação, efeitos imprevisíveis sempre foram tratados como não-desejáveis, sobretudo quando estão relacionados com performance, por comprometerem a confiabilidade e o tempo de resposta do sistema. Na tentativa de identificar, prever e controlar esses efeitos, cada vez mais pesquisadores se interessam pelo estudo de sistemas complexos ([KALANTARI; NAZEMI; MASOUMI, 2020](#)).

⁸ *ordem espontânea* descreve comportamentos observados no sistema que não foram planejados ([SANTOS, 2020](#)).

⁹ *vida artificial* é o conjunto de modelos e abordagens inspirados em fenômenos e processos naturais biologicamente inspirados (LANGTON et al., 1989 apud [MCATEE; SZABO, 2019](#)).

segundo McAtee e Szabo (2019), embora muitos trabalhos se empenhem na análise de sistemas complexos e vida artificial, a extensão de seus potenciais ainda é desconhecida.

Sistemas complexos adaptativos são um tipo de sistema complexo que possuem capacidade de adaptação, provendo, assim, uma abstração mais realista de cenários da vida-real. Neles, agentes e ambiente são encorajados a se adaptarem, a fim de que possam atingir propriedades desejadas. (MCATEE; SZABO, 2019, HOLLAND, 2006, NORTH et al., 2013 apud; SANTOS, 2020). Segundo Carvalho, Pereira e Coelho (2016), importantes autores se destacaram na transição da teoria cognitiva-comportamental para a perspectiva sistemas complexos da cognição, como Steels (2000, 2003). Para eles, Steels e outros foram precursores de um movimento baseado numa perspectiva em sistemas complexos. Conforme visto em Steels (2000 apud CARVALHO; PEREIRA; COELHO, 2016), uma linguagem pode ser concebida como um sistema complexo adaptativo. Mas para entendermos os elementos envolvidos na concepção de uma linguagem, precisamos entender, primeiro, conceitos fundamentais da teoria semiótica.

1.5 Semiótica de C. S. Peirce

Semiótica é um termo criado por Charles Sanders Peirce para designar o que chamou de “a ciência formal dos signos”. Em sua teoria, Peirce desenvolveu uma relação entre três entidades: o *signo*, o *objeto* e o *interpretante* (LOULA, 2011; SANTAELLA, 1995). Resumidamente, *signo* é algo que, sob certa maneira ou condição, representa algo para alguém, *objeto* é aquilo que provoca o signo e o *interpretante* é “o próprio resultado significante”, ou seja, “o efeito do signo”. Às ações oriundas dessa relação triádica nomeia-se, pela teoria peirceana, *processos semióticos* (SANTAELLA, 1995; LARUCCIA, 2003; PEIRCE, 2005).

Segundo Queiroz e Atã (2018), de uma perspectiva peirceana, cognição é manipulação e desenvolvimento de artefatos semióticos como, por exemplo, ferramentas de escrita, instrumentos de observação, notações formais, línguas naturais, etc., quando estes estão disponíveis para uso. O primeiro princípio da tese semiótica de Peirce, conforme visto em Queiroz e Atã (2018), é a de que a mente é semiose¹⁰ em uma configuração dialógica (presente em um diálogo, em uma interação) e, deste modo, tem a propriedade da ação sígnica. O outro princípio é o de que os signos não atuam por si só e necessitam de um contexto espaço-temporal para existirem. De acordo com esse último, se um signo tem a mínima chance de existir ele é materialmente incorporado, ou seja, se instala no corpo físico.

Em sua teoria, Peirce estabeleceu três tipos de relações que um signo pode ter com o objeto: o ícone, o índice e o símbolo. O ícone é um signo que faz referência ao objeto que evoca pela similaridade com suas qualidades. Por exemplo, o desenho de um cachorro (ícone) certamente possui atributos que lembram o objeto que intenta apresentar - o cachorro. Deste modo, o ícone é um signo apto a evidenciar informação sobre seu objeto por meio de manipulação e/ou observação. O índice, por sua vez, indica algo cuja existência concreta é presumida. Por

¹⁰do grego *semeiosis* - união de *semeio* (signo) e *sis* (ação): ação do signo (LARUCCIA, 2003).

exemplo, "onde há fumaça há fogo". Nessa frase, a fumaça não apresenta o objeto fogo por similaridade, como no ícone, mas aponta sua existência. Como terceiro e último, o símbolo é um signo que age sob uma lei ou convenção. Por exemplo, a palavra "cachorro" escrita sobre um papel na mesa não possui as qualidades daquele que elucida, como no ícone, e tampouco confirma sua existência. Mas, seu significado é uma construção social que envolvem os agentes em uma dinâmica social de linguagem e comunicação adaptativas, as quais encontram respaldo no fluxo experiencial que transpassa o coletivo de agentes (NICOLAU et al., 2010; QUEIROZ; ATÃ, 2018).

De acordo com Peirce, qualquer fenômeno pode ser categorizado (apud LOULA, 2011). Conforme descreve Nicolau et al. (2010), "as coisas do mundo, reais ou abstratas, primeiro nos aparecem como qualidade, depois como relação com alguma coisa que já conhecemos e por fim, como interpretação, em que a mente consegue explicar o que captamos". Tais observações foram definidas por Peirce como *primeiridade*, *secundidade* e *terceiridade*, categorias que designam relações monádicas, diáticas e triádicas, nesta ordem. Segundo Loula (2011), o modelo e a classificação dos signos propostos por Peirce foram desenvolvidos a partir de suas categorizações lógico-fenomenológicas que lhe garantiram grande aplicação em experimentos computacionais, em Ciências Cognitivas e em áreas correlatas até os dias de hoje.

Neste trabalho, o conceito de processos semióticos, tomado de um ponto de vista enativo e de sistemas complexos, tal como encontrado em Luc Steels, será fundamental para propormos um simulador multiagente de processos semióticos.

2 MODELAGEM E SIMULAÇÃO MULTIAGENTE DE COMUNICAÇÃO E LINGUAGEM

Inteligência Computacional (IC) não é um termo novo. Entre as definições encontradas em [Bezdek \(1998\)](#), há a que diz que IC é a teoria, *design*, aplicação e desenvolvimento de paradigmas de computação biológica e linguisticamente inspirados, cujos três principais pilares são Redes Neurais, Sistemas Fuzzy e Computação Evolutiva, definição esta mais próxima do significado que o conceito carrega na atualidade. Segundo [Poole, Mackworth e Goebel \(1998\)](#), o objetivo principal da IC é entender os princípios que tornam o comportamento inteligente possível em sistemas naturais e artificiais, por meio da especificação de métodos de construção de artefatos inteligentes e úteis. Entre esses métodos estão os Sistemas Multiagente (Multi-Agent Systems – MAS). [Michel, Ferber e Drogoul \(2009\)](#) vão dizer que MAS se referem a um domínio de pesquisa computacional que aborda sistemas compostos por agentes pró-ativos carregados de comportamento autônomo no nível micro, interagindo com o ambiente, produzindo, como resultado, o comportamento geral observado no nível macro.

Entre os principais conceitos de MAS está o de agente. Um *agente* é uma entidade situada em um ambiente virtual ou real: 1) capaz de agir nesse ambiente; 2) orientado por um ou mais objetivos; 3) que possui recursos próprios; 4) dotado de representação parcial do ambiente; 5) que pode comunicar direta ou indiretamente com outros agentes; 6) capaz de reproduzir a si mesmo; 7) cujo comportamento autônomo é o resultado de suas percepções, representações e interações com o mundo e outros agentes. Entre os principais tipos de arquitetura de agente estão a arquitetura reativa – cujos agentes procedem de um estado a outro apenas processando *inputs* que conduzem a *outputs* –, a cognitiva – cujos agentes carregam consigo alguma fonte de conhecimento sobre si e/ou o ambiente ou é dotado da capacidade de aprendê-lo – e a híbrida – que intercepta os dois primeiros (FERBER, 1999 apud [MICHEL; FERBER; DROGOUL, 2009](#)). Conforme [Seghrouchni, Florea e Olaru \(2010\)](#), um *agente inteligente* é um tipo de agente que realiza ações pertinentes às suas circunstâncias e objetivos e estas são flexíveis às mudanças de ambiente e de objetivos. Ele também é capaz de aprender com suas experiências e de fazer escolhas apropriadas, dadas as suas limitações perceptuais e de computação finita.

MAS são uma maneira conveniente de entender, modelar, projetar e implementar diferentes tipos de sistemas. Segundo [Michel, Ferber e Drogoul \(2009\)](#), um uso bastante comum de MAS está na construção de sistemas distribuídos cujo controle global é difícil ou impossível de ser alcançado. Em MAS, os agentes interagem para alcançar um comportamento de grupo cooperativo ou competitivo. MAS são implantados em ambientes que impactam seu comportamento dinâmico. A dinâmica destes sistemas abrange estrutura (relativo à organização dos agentes) e ambiente (relativo às mudanças percebidas pelos agentes) ([SEGHROUCHNI; FLOREA; OLARU, 2010](#)). No nível do agente, é sua própria estrutura que pode mudar com o tempo.

2.1 Modelagem e Simulação Multiagente

Segundo [Eysenck e Keane \(2015\)](#), a modelagem computacional é um domínio interdisciplinar que trata do uso de modelos lógico-matemáticos e de técnicas da computação na análise, compreensão e explicação de fenômenos naturais e problemas diversos em áreas como as engenharias, ciências exatas, biológicas, psicologia, ciências cognitivas, ciências humanas e sociais. Já a simulação computacional é, de acordo com [Shannon \(1975 apud MICHEL; FERBER; DROGOUL, 2009\)](#), uma forma única de projetar, testar e estudar teorias e sistemas reais para vários fins, definido como o processo de abstrair de um sistema real um modelo para a condução de experimentos que levam à compreensão do comportamento do sistema e à avaliação de estratégias, segundo critérios estabelecidos, para a operação do sistema. Conforme apontam [Michel, Ferber e Drogoul \(2009\)](#), o interesse de usar MAS e simulação computacional aparece principalmente na modelagem de sistemas complexos. Interessante mencionar, como marco histórico, o modelo determinístico contínuo de Volterra de 1926 para representar a população de duas espécies de animais – predadores (tubarões) e presas (sardinhas). O estudo trouxe como resultados a correspondência correta entre o modelo simulado e o mundo real de que as duas populações devem oscilar quando o número de agentes se altera.

Ainda de acordo com [Michel, Ferber e Drogoul \(2009\)](#), modelos MAS se desenvolveram ao longo de cinco momentos importantes, iniciando nos modelos matemáticos, passando à Abordagem de Microssimulação (muito usado atualmente em modelos baseados em tráfico e população), depois à Abordagem Baseada em Agente, em seguida às Simulações Sociais Baseadas em Agente para simular comportamentos inspirados em humanos e, por fim, às simulações de animações artificiais, como, por exemplo, Colônia de Formigas. Por essa razão, são numerosas as oportunidades de usar MAS e simulação computacional, justamente porque podem ser aplicados em uma grande quantidade de domínio de aplicações, sob diversos propósitos. Conforme dito por [Troitzsch \(2009\)](#), MAS são geralmente utilizados para três tipos de finalidades principais: estudo de complexidade, estudo de inteligência distribuída e desenvolvimento de software MAS. O presente trabalho se enquadra melhor nas duas primeiras vertentes.

2.2 Trabalhos Relacionados

Existe um numeroso quantitativo de trabalhos sobre modelagem computacional de linguagens emergentes à base de MAS. As aplicações são as mais diversas como, por exemplo, redes [[Gupta, Hazra e Amebdkar Dukkupati \(2019\)](#) e [Gupta, Hazra e Ambedkar Dukkupati \(2020\)](#)] sistemas de marcação (*tagging*) [[Mokhtari e Hassas \(2014\)](#)], desenvolvimento de regras emergentes [[Wang et al. \(2020\)](#)], conceitos numéricos [[Guo \(2019\)](#)], linguagem natural [[Lazaridou, Peysakhovich e Baroni \(2016\)](#)], robótica [[Steels \(2015\)](#) e [Taniguchi et al. \(2016\)](#)], estudos evolutivos [[Gong e Shuai \(2012\)](#)], otimização de rota de navegação [[Hildreth e Guy \(2019\)](#)], mensuração adaptativa de linguagem em ambientes artificiais biologicamente inspirados [[Loula \(2004, 2011\)](#) e [Silva, Ferreira e Carvalho \(2019\)](#)], etc. Grande parte dessas utilizam

aprendizagem por reforço como plano de fundo de desenvolvimento.

Ilustres autores como Luc Steels têm trazido colaborações de grande valia para o desenvolvimento dessa área. Uma delas é apresentada em [The Talking Heads experiment: Origins of words and meanings \(2015\)](#), em que alguns milhares de agentes foram postos para controlar o movimento de câmeras ("cabeças"), a fim de que pudessem aprender e referenciar corretamente imagens de figuras geométricas sobre um quadro branco por meio da definição emergente de um mesmo léxico. [Steels e Garcia \(2015a,b\)](#) e [Spranger e Steels \(2015\)](#) discutem avanços significativos para a sintaxe e a semântica envolvidas nesses processos por meio de modelos comunicacionais de linguagem emergente.

No trabalho de [Hildreth e Guy \(2019\)](#), vimos como a comunicação emergente pode ser usada para permitir que agentes simulados naveguem eficientemente por um espaço compartilhado. Como principais contribuições, esses autores trazem a implementação do algoritmo de navegação multiagente C-TTC que permite a comunicação entre agentes vizinhos de modo que possam trocar informações críticas sobre o espaço que ocupam. Deste modo, comportamentos emergentes são vistos no coletivo de agentes quando estes fazem uso da linguagem dinamicamente construída. Note que, apesar de haver trabalhos que lidam com o aspecto geográfico do ambiente simulado, estes avaliam como a linguagem emergente influencia a organização dos agentes pelo espaço, mas não como este último afeta a adaptação e o comportamento deles. No presente trabalho, nosso interesse é tanto na linguagem como no comportamento emergente do sistema.

Outro trabalho importante realizado por [Loula \(2004\)](#) mostra como presas de um ambiente simulado podem desenvolver capacidades adaptativas de organização em detrimento do uso de um léxico comum construído através de interações desses agentes com o ambiente. Esse trabalho, fonte de inspiração do SIMPS, trouxe importantes contribuições no que tange à modelagem computacional de processos cognitivos. Inicialmente é fornecido às presas um conjunto de símbolos para que possam se comunicar sobre os perigos que as cercam. Diz-se, neste modelo, que uma linguagem emergente surgiu quando as presas entram em um consenso sobre os símbolos usados para referenciar seus predadores. [Silva, Ferreira e Carvalho \(2019\)](#) também avançaram neste modelo e descobriram que nem toda linguagem emergente é vantajosa para os agentes do sistema, sobretudo aquelas dotadas da condição de polissemia, em que um símbolo pode ser usado para referenciar mais de um predador ao mesmo tempo.

Todavia, consta ainda na literatura diversas colaborações sobre o tema, mas que não serão exploradas diretamente neste trabalho. Ver [Noble \(1999\)](#), [Lara e Alfonseca \(2002\)](#), [Mesoudi, Whiten e Laland \(2006\)](#), [Grim, Wardach e Beltrani \(2006\)](#), [Holman et al. \(2007\)](#), [Schulze e Stauffer \(2007\)](#), [Patriarca e Heinsalu \(2009\)](#), [Liu et al. \(2009\)](#), [Di Chio e Di Chio \(2009\)](#) e [Lupyan e Dale \(2016\)](#).

3 CONCEPÇÃO E IMPLEMENTAÇÃO DO SIMPS

O Simulador de Processos Semióticos (SIMPS) é um software concebido para investigação de fenômenos emergentes, pautando-se, principalmente, naqueles relacionados à linguagem. Nele, presas e predadores coexistem em um ambiente virtual e interagem entre si através de processos básicos como memória associativa, percepção e estímulos comportamentais provocados por mecanismo de *drivers*, detalhado mais adiante. O simulador intenta abstrair o caso etológico dos macacos-vervets da África apresentados por [Seyfarth, Cheney e Marler \(1980\)](#), no qual foram identificados padrões comunicativos e de conduta entre os agentes, estabelecidos pelo que pareceu ser um conjunto de regras emergentes.

No SIMPS, é fornecido às presas um conjunto de palavras (léxicos) para informarem sobre eventos ocorridos como, por exemplo, ver um predador. A informação é disparada ao ambiente por meio da vocalização de alarmes, podendo ser percebida por outras presas através de seus sensores de audição e essas reagirão conforme a interpretação obtida pelo seu processamento. Ao final, um léxico comum se constrói de tais interações, o que pode ser usado como vantagem de sobrevivência das presas. Dizemos, neste caso, que elas aprenderam a se comunicar por meio de uma *linguagem emergente*.

Figura 1 – Captura de Tela do SIMPS



Fonte: autor.

Para a coleta e o processamento de dados, um software de apoio ao SIMPS também foi construído, chamado de *SIMPS Unpacker*. Sua única função é construir conjuntos de dados formatados para análise a partir das gravações sintetizadas dos dados das simulações.

3.1 Tecnologias utilizadas

Durante o desenvolvimento de um projeto, a etapa de avaliação do conjunto de ferramentas que serão utilizadas na construção de um modelo é fundamental para conduzir o experimento corretamente ao seu propósito. SIMPS foi elaborado sobre o motor de desenvolvimento de jogos Unity, que fornece um bom conjunto de ferramentas base para se trabalhar com esse tipo de modelagem, além de vasta documentação. Os *scripts* foram escritos na linguagem de programação C# com auxílio do módulo de integração entre Unity e Visual Studio na versão Community.

Adotou-se como abordagem de padrão de projeto o desenvolvimento orientado a componentes – pequenos módulos reutilizáveis em quaisquer objetos aos quais forem adicionados, que podem ser tanto do ecossistema provido pelo motor de jogos quanto criados pelo usuário por meio de *scripts* customizados.

3.2 Casos de uso, limitações e panoramas do simulador

A proposta do SIMPS é que seja uma espécie de laboratório de testes na condução de experimentos com processos semióticos emergentes, fomentando tanto o debate conceitual em Ciências Cognitivas e Inteligência Computacional como a aplicação no desenvolvimento de softwares. Na versão atual, só é possível personalizar as simulações por meio da modificação manual de um arquivo de configurações fornecido, sendo pouco usual para usuários menos experientes. Entre as customizações disponíveis, é possível definir a quantidade de agentes (entre presas e cada um dos tipos de predadores), a quantidade de esconderijos (árvores ou arbustos), a taxa de proporção da barreira central (da qual falaremos adiante), a duração de cada simulação, o total de simulações por pacote a serem executadas e o modo das simulações, que pode ser com aprendizado, sem aprendizado ou alternado. Por padrão, as presas conseguem associar determinado símbolo que recebem a um predador de sua área visual. No entanto, isso não ocorre no modo de simulação sem aprendizado. Além disso, o usuário tem algum controle sobre a câmera das simulações, podendo clicar em algum dos agentes para que esta o siga e fique mais fácil monitorar seus passos.

Na versão final projetada para este simulador, pretende-se fornecer um controle total das simulações em tempo real para qualquer usuário que queira testá-lo. Entre os casos de uso pensados, estão a possibilidade de um usuário adicionar e remover agentes e objetos da simulação, ver informações de resumo de cada um dos agentes e as estatísticas da simulação concorrentemente à sua execução. Ademais, o usuário terá maior controle sobre a câmera, podendo aproximá-la ou afastá-la para uma melhor visão. Sinais sonoros também foram pensados para o disparo de eventos importantes como, por exemplo, a convergência de linguagem. Em resumo, há um projeto em curso voltado especificamente para a experiência de usuário do SIMPS. No entanto, nenhuma dessas limitações interfere em nosso estudo.

No futuro, SIMPS contará com versões para Desktop (Linux, Mac e Windows) e

dispositivos móveis (Android e iOS). No momento, apenas versões para Windows 7 e posteriores foram testadas.

3.3 Criaturas

As criaturas do SIMPS são baseadas no caso etológico dos macacos-vervets do Parque Nacional de Amboseli, no Quênia. De acordo com o estudo abordado por [Seyfarth, Cheney e Marler \(1980\)](#), leopardos, águias marciais, babuíños e pítons são alguns dos predadores confirmados desses animais. Leopardos costumam atacar presas se escondendo em arbustos. Águias marciais as capturam do ar por meio de voo rasante em boa velocidade, no chão ou em árvores. Babuíños e pítons costumam realizar esses ataques do chão. Por simplicidade, em SIMPS essas criaturas se dividem em presas e predadores apenas. Predadores podem ser terrestres, aéreos ou rastejantes, tal como no modelo proposto por [Loula \(2004\)](#). Todas as presas têm, por padrão, dois estados de animação, sendo eles o normal e o alerta. O estado de alerta é disparado quando presas veem ou reconhecem¹ predadores e estes últimos quando veem presas. Além disso, presas possuem o estado adicional de morte para quando são capturadas por seus perseguidores.

Figura 2 – Tipos de criaturas



Fonte: autor.

Todas as criaturas do SIMPS são identificadas por marcadores em forma de agulha que, por sua vez, são diferenciados por ícones de cada tipo de animal do modelo. Para reforçar essa discriminação visual, cada ícone possui uma cor associada, atenuada ou intensificada conforme o estado da criatura. O raio de visão das presas, predadores terrestres e predadores rastejantes é exibido na interface em forma de leque, com ângulo de abertura frontal próximo a 200 graus, simulando uma abstração de baixa fidelidade da projeção visual de primatas do mundo real. Em predadores aéreos esse ângulo de visão é de 360 graus. As presas também contam com raio de ação usado na detecção de coordenadas de fuga quando entram em situação de perigo. O Quadro 1 apresenta as características de cada tipo de predador do SIMPS.

¹ o processo de reconhecimento sgnico ocorre sempre que uma presa ouve um alarme, mas não vê qualquer predador. Deste modo, ela tentará identificar se aquele signo é, naquele momento, a associação mais forte para algum dos predadores. Ser a associação mais forte significa que a presa adotará uma estratégia de fuga

Quadro 1 – Características dos predadores do SIMPS

Predador	Velocidade Máxima	Ângulo de Visão	Limitação Predatória	Vantagem Predatória
Terrestre	1 ×	200°	Não consegue atacar presas em árvores ou atravessar o muro.	Consegue atacar presas em arbustos.
Aéreo	1 ×	360°	Não consegue atacar presas em arbustos.	Consegue atacar presas em árvores. Possui livre circulação.
Rastejante	0,7 ×	200°	Não consegue atravessar o muro.	Consegue atacar presas tanto em arbustos quanto em árvores.

Fonte: autor.

3.4 Ambiente

O ambiente do SIMPS é bidimensional e sua visão *top-down*. O cenário da simulação é mostrado através da câmera principal que se move conforme o arraste do usuário ou foco em um agente específico. A câmera é ortográfica, inibindo, assim, a sensação de profundidade da cena. Além disso, em SIMPS a noção de tempo se faz presente, uma vez que o Unity trabalha com este parâmetro. Ou seja, é um modelo que simula o espaço contínuo. Ademais, de acordo com as categorias de [Russel e Norvig \(1995\)](#), o ambiente deste simulador é parcialmente observável², determinístico³, dinâmico⁴, estocástico⁵ e multiagente.

SIMPS é dotado de objetos dinâmicos como presas e predadores e objetos estáticos como árvores, arbustos, coordenadas de fuga e barreira central. A arquitetura de presas e predadores será discutida mais adiante. Árvores servem de esconderijo para as presas contra predadores terrestres e arbustos servem para que possam se esconder de predadores aéreos. Essa representação não difere do modelo proposto por [Loula \(2004\)](#). Coordenadas de fuga fazem parte do mecanismo implementado para a movimentação de fuga das presas e serão explicadas mais à frente. A barreira central é um objeto estático retangular, posicionado ao centro da tela cujo tamanho vertical é escalável por meio de um fator multiplicativo de 0 a 1. Coordenadas de fuga e barreira central⁶ são novidades em relação ao modelo original de [Loula \(2004\)](#).

correspondente com o predador identificado.

² os sensores do agente dão acesso à parte do ambiente em cada instante.

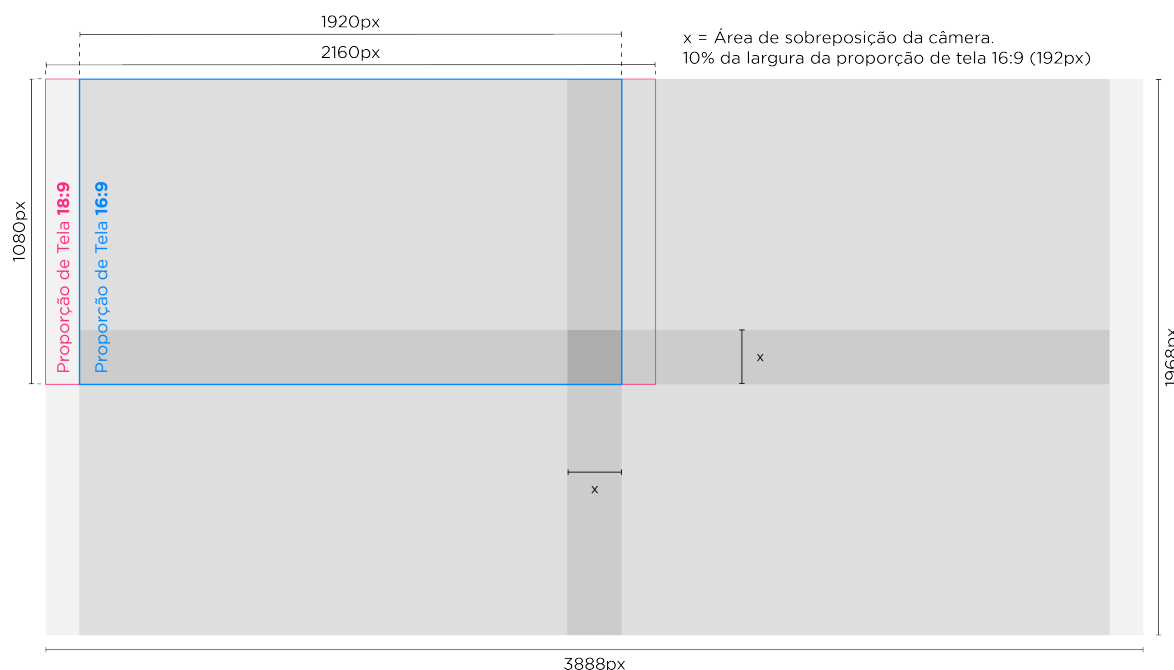
³ o próximo estado do ambiente é determinado pelo estado atual e pela ação executada pelo agente.

⁴ o ambiente muda enquanto o agente pensa e realiza suas ações.

⁵ composto de estados indeterminados.

⁶ a barreira central pode representar barreiras naturais diversas como rios, desertos, colinas, penhascos, etc.

Figura 3 – Proporções de tela e tamanho do mapa do SIMPS



Fonte: autor.

Figura 4 – Tipos de esconderijos



Fonte: autor.

3.4.1 Coordenadas de Fuga

A movimentação de fuga das presas depende de um mecanismo de mapeamento das áreas seguras. Tal mecanismo é um conjunto de coordenadas que possuem valores de segurança que mudam conforme a dinâmica da simulação. Esses valores são utilizados pelas presas para realizarem busca local por regiões menos perigosas, promovendo à elas capacidade de evasão quando estão em fuga sem a necessidade de cálculos de rotas complexos.

Presas possuem Controlador de Raio de Ação, responsável por guardar as referências das coordenadas de fuga que estão dentro deste raio. Elas fogem sempre que um predador é visto

ou um sinal externo reconhecido como sendo uma associação para um predador. Ao fugirem, adotam como alvo a posição cujo valor de segurança é o maior dentre as disponíveis no raio de ação, num dado instante no tempo. Essa decisão é atualizada a todo momento conforme os valores de segurança são influenciados pela dinâmica da simulação.

Figura 5 – Distribuição das coordenadas de fuga em um ambiente sem barreira

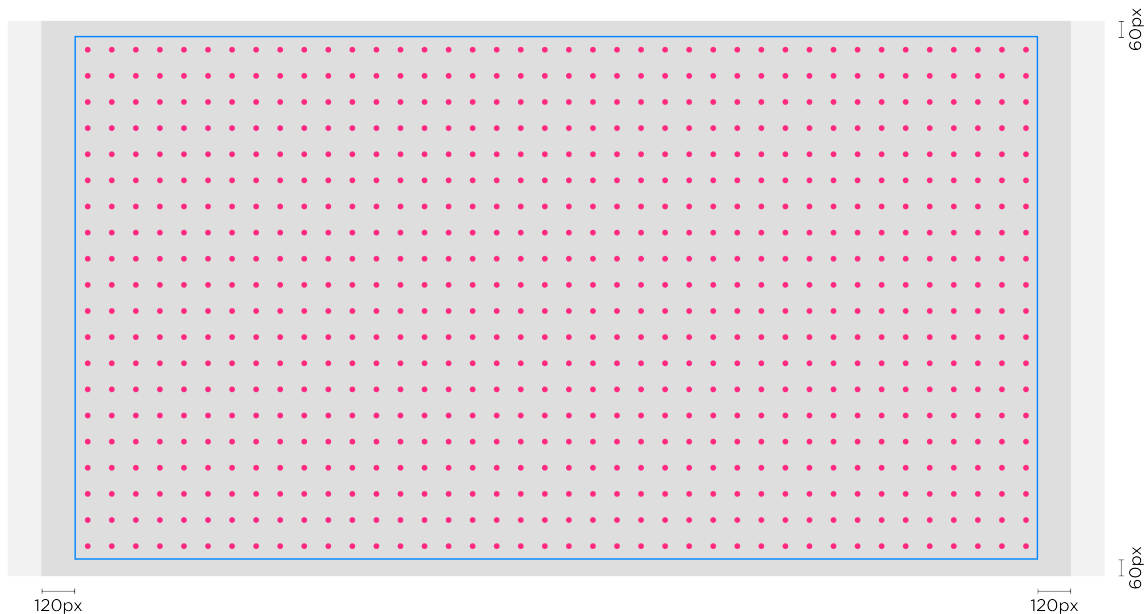


Figura meramente ilustrativa, podendo ser imprecisa em relação ao simulador. Fonte: autor.

Por padrão, existem 480 coordenadas de fuga disponíveis no mapa, distribuídas em uma grade customizável de 30x16. Considera-se dois fatores importantes na hora de calcular o valor de segurança de uma coordenada:

1. *A distância entre a coordenada e os predadores:* quanto mais afastada ela estiver das ameaças, mais segura é;
2. *A distância entre a coordenada e os esconderijos disponíveis - se existirem - contra uma ameaça percebida:* quanto mais próxima ela estiver dos abrigos, mais segura é.

Uma vez compreendidas essas questões, a tarefa de calcular o valor de segurança S de uma coordenada C se torna simples. Para a primeira parte, basta somar as distâncias de C até cada um dos predadores P_i e determinar a média, dividindo o resultado pelo total de ameaças P_{total} .

$$S_1 = norm \left(\frac{\sum_{i=1}^n distancia(C, P_i)}{P_{total}} \right)$$

tal que:

$$norm(x) = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

A função $norm(x)$ normaliza a média encontrada no intervalo de 0 a 1. x_{max} e x_{min} são valores máximo e mínimo que x pode assumir, obtidos do conjunto total de coordenadas. Havendo abrigos disponíveis para uso das presas contra a ameaça percebida, repete-se a ideia de antes: soma-se as distâncias de C a cada um dos esconderijos E_i e divide-se o resultado pelo total de abrigos E_{total} . Entretanto, quanto maior a distância dos esconderijos, **menor** é a segurança daquela coordenada. Sendo assim, precisamos do complemento do valor encontrado e, para obtê-lo, subtraímos o resultado de 1. Esta é a razão pela qual aplicamos a função $norm(x)$.

$$S_2 = 1 - norm\left(\frac{\sum_{i=1}^n distancia(C, E_i)}{E_{total}}\right)$$

Dito isso, o valor de segurança S para cada posição é calculado da seguinte forma:

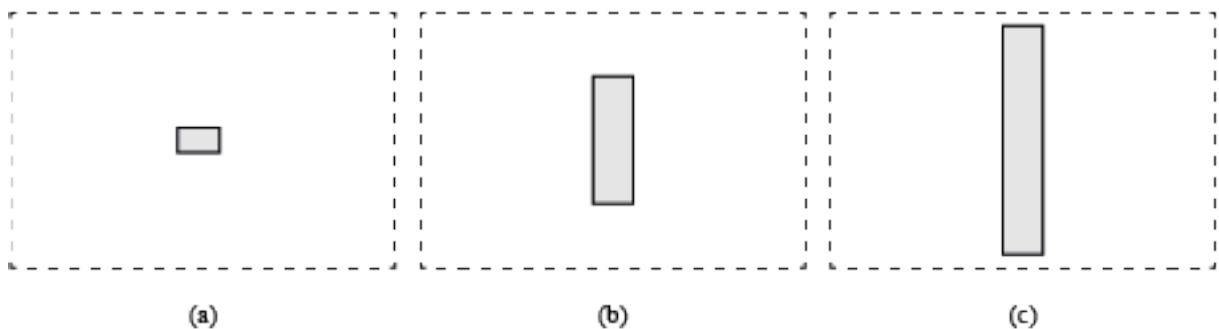
$$S = \frac{p_1 S_1 + p_2 S_2}{p_1 + p_2}$$

tal que p_1 e p_2 são pesos e podem assumir valores reais.

3.4.2 Barreira Central

SIMPS permite o estudo das linguagens emergentes em sociedades geograficamente separadas. Para isso, existe a possibilidade de inserir nas simulações uma barreira central como obstáculo para os agentes. Tal barreira é representada na cena por uma figura retangular, cuja medida de tamanho vertical é customizável por meio da definição de um fator multiplicativo. Tal fator indica que a barreira terá como comprimento vertical uma dada porcentagem da área navegável do mapa. Neste estudo, essa barreira – que em alguns momentos também chamaremos de muro – foi parametrizada com três valores distintos: 0, 1 (ou 10% da ocupação vertical do mapa), 0, 5 (ou 50% da ocupação vertical do mapa) e 0, 9 (90% da ocupação vertical do mapa), como mostrado na Figura 6.

Figura 6 – Variação de tamanho da barreira central



Em (a) temos a barreira central em 10%, em (b) 50% e em (c) 90%. Fonte: autor.

Figura 7 – Distribuição das coordenadas de fuga em um ambiente com barreira

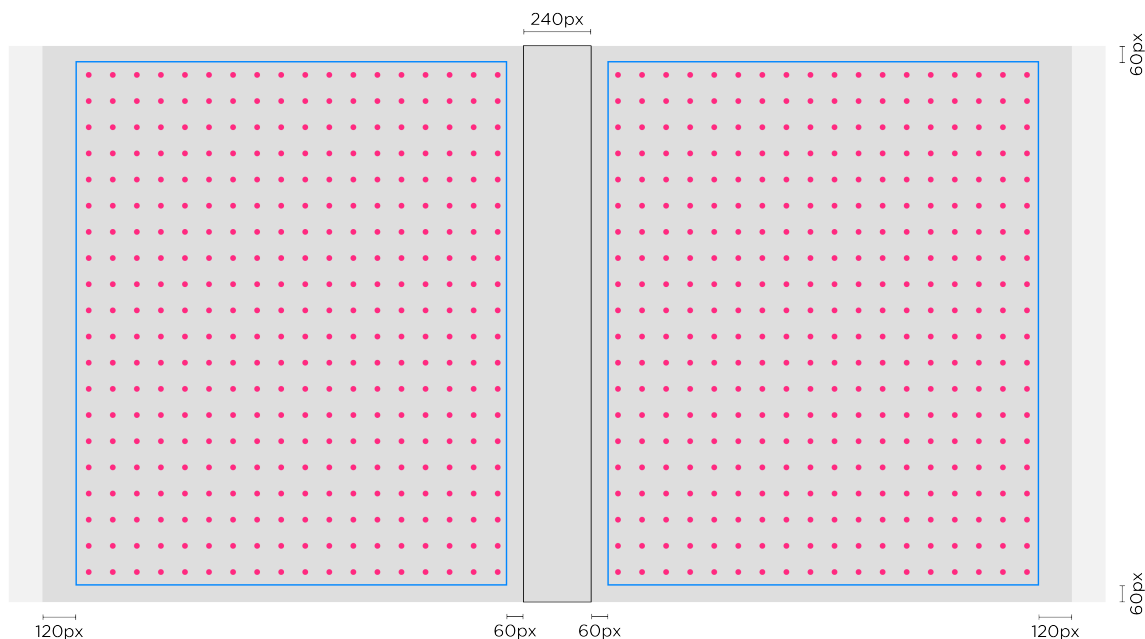


Figura meramente ilustrativa, podendo ser imprecisa em relação ao simulador. Fonte: autor.

3.5 Arquitetura dos Agentes

A arquitetura dos agentes foi elaborada sobre a premissa de desenvolvimento orientado a componentes incentivada pelo Unity. Cada comportamento é, portanto, como um membro isolado, com suas próprias definições e funções. Comportamentos dependem de dados fornecidos por *controladores* (ver Quadro 2) para funcionarem corretamente. O papel de cada agente, seja ele presa ou predador, é constituído por um conjunto de comportamentos atribuídos a eles. Um agente do SIMPS pode ser *explorador*, *dorminhoco*, *caçador*, *medroso*, *emissor*, *solitário* e/ou *aprendiz*.

No simulador, presas possuem um sistema cognitivo mais complexo do que predadores. Por padrão, elas são exploradoras, dorminhocas, medrosas, emissoras, aprendizes e solitárias enquanto que predadores são exploradores, dorminhocos e caçadores apenas. Alguns comportamentos podem competir entre si para serem ativados diante de múltiplos estímulos (*drivers*). Por exemplo, um predador pode sentir *fome* e *fadiga* ao mesmo tempo, mas apenas um deles será levado em consideração para a decisão do agente. Esses comportamentos que lidam com concorrência têm, portanto, um *driver* que estabelece um valor de motivação fixado entre 0 e 1. Aquele cujo valor for o maior num dado instante de tempo será escolhido por um mecanismo de seleção de comportamento para os atuadores dos agentes. Para detalhes desse funcionamento, veja Loula (2004).

O valores dos drivers e motivações são determinados por funções. Em SIMPS, essas funções são exatamente como em Loula (2004), com a diferença de que o resultado é multiplicado

Quadro 2 – Controladores do SIMPS

Controlador	Descrição
Controlador de Agente	Contém as principais informações do agente, incluindo, além de outros, identificador, nome e referências para todos os comportamentos e <i>drivers</i> .
Controlador de Visão	Guarda as referências de todos os agentes que entrarem no campo de visão.
Controlador de Reconhecimento	Mantém as informações de todos os alarmes ouvidos e agentes reconhecidos com base nestes.
Controlador de Raio de Ação	Armazena as coordenadas de fuga contidas dentro deste raio.
Controlador de Perseguição	Quando usado por um predador, informa se uma presa avistada está protegida contra ele.
Controlador de Proteção	Informa contra qual tipo de predador uma presa está protegida caso se depare com algum esconderijo. Também informa se ela foi capturada.
Controlador de Coordenada de Fuga	Armazena informações da coordenada de fuga como, por exemplo, o valor de segurança.
Controlador de Captura	Informa se um predador capturou uma presa.
Controlador de Sinal	Armazena informações sobre o emissor e o símbolo usado na emissão.
Controlador de Muro	Controla o tamanho da barreira do mapa.
Controlador de Câmera	Define a movimentação da câmera principal com base na ação do usuário.

Fonte: autor.

por um fator dependente do tempo. Assim, ao invés de avaliar mudanças de estado do ambiente como iterações no modelo discreto, o fazemos considerando os segundos transcorridos. Outra diferença é que, em Loula (2004), há dois tipos de presas, instrutor e aprendiz, tendo o primeiro a única responsabilidade de emitir alarmes sobre as percepções que obtém e o segundo de internalizar por reforço o que compreende a partir deles. Já no modelo aqui apresentado, as presas detêm ambos os papéis. Outra questão é que Loula (2004) trabalha com o conceito de *Memória de Trabalho*, que funciona como um repositório temporário de estímulos que serão, a partir de alguns critérios, levados às *Memórias Associativas*⁷ dos agentes. SIMPS subtrai essa

⁷ Pense na Memória Associativa como uma tabela cujas linhas são símbolos do conjunto fornecido para uso e colunas objetos aos quais estes símbolos se associarão. No caso do SIMPS, os símbolos são como palavras e os objetos, predadores. As células dessa tabela são valores de associação entre 0 e 1. Quanto maior o valor, mais forte é a associação de um símbolo com o objeto. O maior valor de associação dentro de uma coluna diz qual símbolo é usado pela presa naquele momento para referenciar o predador.

parte e trabalha somente com esta última.

3.5.1 Explorador

Este comportamento determina a movimentação das presas pelo ambiente de maneira aleatória e é controlado pelo *driver* de *tédio*. É definido por três rotinas base: 1) uma que transita o agente de um ponto a outro; 2) outra que gera uma posição aleatória no mapa sempre que ele chega ao seu destino e 3) uma última que rotaciona o agente em torno de seu próprio eixo em direção à posição de destino. O comportamento *explorador* é padrão quando nenhum outro estiver ativo.

3.5.2 Dorminhoco

Dorminhoco define o comportamento de agentes que se cansam quando permanecem muito tempo em movimento. Existe, basicamente, para criar interrupções na movimentação deles. Em uma versão experimental do SIMPS, este comportamento era parte de *explorador*, mas nas últimas versões foi acrescentado para uma comparação mais fidedigna ao modelo de inspiração. Controlado pelo *driver* de *fadiga*, sempre que ativado, interrompe qualquer movimentação do agente.

3.5.3 Caçador

Caçadores perseguem suas vítimas quando sentem *fome* e as conseguem ver. É definido por duas rotinas base: 1) a primeira transita o agente até seu alvo e 2) a segunda o rotaciona em torno de seu próprio eixo, tal como em *explorador*. Uma vez que uma vítima é avistada, os detentores deste comportamento entram em animação de alerta. *Caçador* depende dos controladores de visão e de captura para funcionar corretamente. Uma captura ocorre quando o agente alcança seu alvo.

3.5.4 Medroso

Os agentes que detêm esse comportamento reagem com fuga à presença ou reconhecimento de algum predador. Medrosos se utilizam das coordenadas de fuga guardadas pelo controlador do raio de ação para escolherem a posição mais segura como alvo. Deste modo, três rotinas definem este comportamento: 1) escolher a coordenada de fuga com maior valor de segurança; 2) transitar o agente até a posição da coordenada escolhida ou até que outra com maior valor de segurança chegue ao controlador de raio de ação e 3) rotacionar o agente em torno do próprio eixo em direção à posição escolhida. O *driver* para este comportamento é *medo*.

3.5.5 Emissor

Possuidores deste comportamento disparam alarmes ao ambiente sobre um dado estímulo visual percebido. Tais alarmes carregam consigo a informação do símbolo utilizado pelo

emissor para comunicar o que viu. Em outras palavras, é como se alguém gritasse uma palavra para avisar sobre algo que se aproximou, como o que as presas fazem na presença de um predador. Se o agente detentor deste comportamento também for aprendiz, o símbolo emitido será aquele com maior valor de associação para o predador visto, do contrário, um aleatório é fornecido. Os alarmes no SIMPS são representados por formas circulares que se expandem gradativamente até um valor máximo, simulando, com baixa fidelidade, a propagação de uma onda. Para reforçar essa discriminação visual, cada alarme assume a cor do tipo de predador avistado por seu emissor e se torna transparente à medida que se expande. *Emissor* pode ocorrer simultaneamente com os demais e, por isso, não faz parte do mecanismo de seleção de comportamento. Também significa que não possui *driver* e motivação.

3.5.6 Solitário

Quando ativo, *solitário* faz com que uma presa siga outras que entrarem em seu campo de visão. Este comportamento existe, principalmente, para promover o agrupamento de presas no ambiente. Uma vez que o mapa é muito grande, dependendo das configurações escolhidas para uma simulação, o processo de convergência se torna bastante lento. Isso se deve ao fato de que, uma vez que a movimentação padrão dos agentes tem natureza aleatória, o número de encontros entre eles diminui e também, por consequência, o número de reforços das associações. Salienta-se aqui que este não é um comportamento estritamente necessário, dado que as primeiras versões do SIMPS foram concebidas sem ele e funcionaram corretamente. O curioso é que, nessas versões, um padrão aglomerativo das presas ocorreu naturalmente, já que era bastante comum elas se esconderem nos mesmos locais, promovendo, assim, esses encontros e reforços associativos. No entanto, entendemos que *solitário* influencia positivamente na redução do tempo de convergência da linguagem. O *driver* para este comportamento é *solidão*.

3.5.7 Aprendiz

Agentes providos com este comportamento possuem a capacidade de aprender sobre o ambiente que os cercam. É em *aprendiz* que reside a *Memória Associativa* e todo o seu mecanismo de reforço. Este é outro comportamento que pode ocorrer concomitantemente à outros e, portanto, não carece de *driver*. Para cada alarme que o agente ouve e para cada predador visto no mesmo instante há um reforço empregado se essas associações não estiverem inibidas. A inibição é um procedimento para prevenir múltiplos reforços a uma mesma associação dentro de um intervalo curto de tempo. Para as demais associações não inibidas que não receberam reforço há um decréscimo natural em seus valores em função do tempo. Detalhes dessa implementação são fornecidos por Loula (2004).

Para facilitar o entendimento desse comportamento, tomemos o seguinte exemplo: uma presa *a* vê um predador e emite um alarme. Outra presa *b* que estava por perto ouve esse alarme. Se estiver vendo pelo menos um predador, ele vai associar o sinal que ouviu aos predadores de seu campo de visão. Nesse momento, a associação é inibida contra novas

alterações por algum tempo. Enquanto isso, outras que não receberam reforço são enfraquecidas. Se nenhum predador for avistado, a presa tentará reconhecer o sinal que ouviu. Existindo algum predador associado, traçará sua estratégia de fuga em função dele. É importante enfatizar que presa b pode ver um predador diferente de a no momento que ouve o alarme, levando a uma correspondência diferente da informada por a .

4 RESULTADOS E ANÁLISE DA CONVERGÊNCIA LÉXICA

Uma vez explicado o funcionamento do SIMPS, partiremos agora para a análise e discussão dos resultados deste estudo. As configurações de ambiente do simulador adotadas para a coleta de dados foram: cada simulação foi executada no limite de tempo de duas horas e comportou 6 presas, 1 predador terrestre, 1 predador aéreo, 1 predador rastejante, 24 árvores e 24 arbustos. As posições iniciais dos objetos e agentes em cena foram definidas aleatoriamente. Retirou-se do conjunto de simulações aquelas que ocasionaram em algum tipo de interrupção durante o período de execução determinado, causadas por travamento de software ou desligamento inesperado de energia. Ao todo, foram analisados os dados de 347 simulações, classificados por taxa de proporção do tamanho do muro. As taxas aplicadas foram de 90%, 50% e 10% da ocupação vertical do mapa. Para cada um desses grupos, foram executadas simulações com o aprendizado das presas habilitado e desabilitado, conforme a Tabela 1 a seguir. Utilizamos FA como Frequência Absoluta, FR como Frequência Relativa, FAA como Frequência Absoluta Acumulada e FRA como Frequência Relativa Acumulada.

Tabela 1 – Frequências dos grupos de simulações por taxa do muro

Grupo de simulação	FA	FR	FAA	FRA
Muro em 90%	109	31,41%	109	31,41%
Com aprendizado	64	18,44%	64	18,44%
Sem aprendizado	45	12,97%	109	31,41%
Muro em 50%	118	34,01%	227	65,42%
Com aprendizado	59	17,01%	168	48,42%
Sem aprendizado	59	17,00%	227	65,42%
Muro em 10%	120	34,58%	347	100%
Com aprendizado	60	17,29%	287	82,71%
Sem aprendizado	60	17,29%	347	100%
Total	347	100%		

Das 183 simulações com aprendizado analisadas, 79 apresentaram convergência léxica no tempo estipulado (Tabela 2). Isso significa que, nessas simulações, uma linguagem comum emergiu para a comunicação das presas. Às simulações nas quais as presas discriminaram um símbolo distinto para cada predador chamamos de *simulações com convergência total*¹. Às demais simulações com convergência, nas quais pelo menos um símbolo foi utilizado para referenciar dois ou mais predadores distintos, deu-se o nome de *simulações com convergência parcial*.

¹ Baseado na classificação apresentada por [Silva, Ferreira e Carvalho \(2019\)](#).

Tabela 2 – Frequências dos grupos de simulações com aprendizado habilitado

Grupo de simulação	FA	FR	FAA	FRA
Com convergência	79	43,17%	79	43,17%
Com convergência total	30	16,39%	30	16,39%
Com convergência parcial	49	26,78%	79	43,17%
Sem convergência	104	56,83%	183	100%
Total	183	100%		

4.1 Hipótese Inicial

A nossa hipótese inicial foi de que o número de mortes das presas seria menor nas simulações com convergência quando comparadas às simulações sem convergência. Para testá-la, procedemos pela análise de duas amostras independentes com variâncias populacionais desconhecidas – simulações com e sem convergência léxica –, que constatou a presença de um número significativo de *outliers* (cerca de 40%). Ao investigar a causa, descobrimos que os grupos de simulações por taxa de proporção do muro são bastante influentes no aparecimento desse conjunto. Por essa razão, a hipótese foi testada dentro de cada um destes grupos – simulações com muro em 90% (grupo A), 50% (grupo B) e 10% (grupo C). Para decidir se uma abordagem paramétrica ou não-paramétrica seria utilizada, verificamos a normalidade dos dados de cada grupo por meio do teste de aderência de modelo de Shapiro-Wilk² com nível de significância de 5%. Para a adoção de uma abordagem paramétrica, é necessário que ambas as amostras de um grupo tenham distribuição normal.

Tabela 3 – Abordagem estatística adotada por grupo com base do teste de Shapiro-Wilk

Grupo	Amostra com convergência	Amostra sem convergência	Tipo de abordagem
A	Não-normal	Não-normal	Não-paramétrica
B	Normal	Não-normal	Não-paramétrica
C	Normal	Não-normal	Não-paramétrica

Conforme o resultado da Tabela 3, métodos não-paramétricos foram os mais indicados para todos os grupos de dados. Para a comparação de duas amostras independentes, adotou-se, neste trabalho, o teste de Wilcoxon-Mann-Whitney³. Como dito anteriormente, a hipótese principal permaneceu como norteadora do teste, com a diferença de que as respostas foram dadas para cada grupo. De acordo com o resultado, ao nível de significância de 5%, não existem indícios de que, no grupo C, o número de mortes das presas é menor nas simulações

² Escolha foi determinada com base nos resultados de Torman, Coster e Riboldi (2012).

³ Com base em Marôco (2018).

com convergência léxica em comparação às sem convergência. No entanto, há evidências de que esta mesma hipótese seja verdadeira para os grupos A e B.

Tabela 4 – Resultado dos testes de hipótese de Wilcoxon-Mann-Whitney por grupo de simulação

Grupo	Valor de p	Conclusão
A	0,0008	Como $p < 0,05$, rejeitamos a hipótese nula. Portanto, ao nível de significância de 5%, há evidência de que o número de mortes nas simulações com convergência é maior do que nas simulações sem convergência
B	0,0105	Como $p < 0,05$, rejeitamos a hipótese nula. Portanto, ao nível de significância de 5%, há evidência de que o número de mortes nas simulações com convergência é maior do que nas simulações sem convergência
C	0,0511	Como $p \geq 0,05$, aceitamos a hipótese nula. Portanto, ao nível de significância de 5%, não há evidência de que o número de mortes nas simulações com convergência é maior do que nas simulações sem convergência

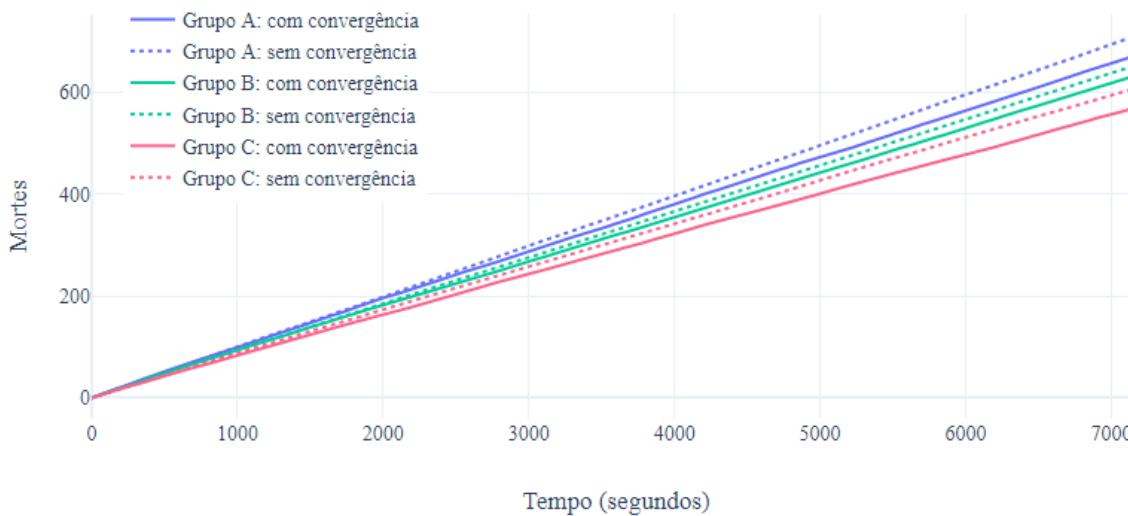
Mesmo a hipótese não sendo verdadeira para o grupo C, percebemos uma proximidade muito grande do valor de p ao nível de significância considerado. De qualquer maneira, os resultados obtidos neste trabalho corroboram com aqueles apresentados por [Silva, Ferreira e Carvalho \(2019\)](#), mesmo com a alteração do modelo para a inserção do muro, o que significa que a consistência dos resultados se conserva em ambos os modelos.

Pensamos que o menor número de mortes das presas nas simulações com convergência se deve ao fato de essas se utilizarem de seu aprendizado associativo para fornecer respostas mais assertivas aos eventos que ocorrem no ambiente. Por exemplo, supondo que em uma simulação qualquer já tenha ocorrido convergência de linguagem e as presas estejam em consenso sobre os símbolos utilizados para vocalizar a presença de predadores, demais presas que ouvirem um determinado alarme reagirão corretamente com a estratégia de fuga mais adequada àquela associação.

4.2 Outras Hipóteses

Além da hipótese inicial, o presente estudo considerou pertinente avaliar se o número de mortes das presas é influenciado pelo tamanho da barreira central. Deste modo, hipotetizamos que esse número seria maior se a taxa de proporção do tamanho da barreira fosse maior. Para realização do teste, foram consideradas três amostras independentes: 1) M_A – Número de mortes das presas nas simulações com muro em 90%; 2) M_B – Número de mortes das presas nas simulações com muro em 50%; 3) M_C – Número de mortes das presas nas simulações com muro em 10%.

Figura 8 – Evolução do número de mortes das presas por amostra de grupo em função do tempo



As linhas pontilhadas se referem às simulações sem convergência. Em cada grupo, o número de mortes das presas foi maior nessas simulações quando comparadas às demais com convergência. Fonte: autor.

Procedemos, então, da seguinte maneira: as amostras foram tomadas par-a-par para aplicação de teste estatístico de comparação de duas populações. Se esta hipótese for verdadeira, o número de mortes para cada teste deve ser maior nas amostras cuja taxa de proporção de tamanho do muro for maior. Assim, o número de mortes nas simulações com muro de 90% deve ser maior do que nas de 50%, nas com muro de 50% maior que nas de 10% e, por transitividade, nas de 90% maior que nas de 10%.

Como em nossa hipótese inicial, verificamos a normalidade dos dados por meio da aplicação do teste de Shapiro-Wilk. De acordo com o resultado, somente os dados da amostra com muro de 50% possuem distribuição normal. Uma vez que estamos trabalhando com a comparação de duas amostras e que ambas devem ter distribuição normal para aplicação de teste paramétrico, prosseguimos pela adoção de método não-paramétrico em cada uma das comparações. Novamente, o método utilizado foi o de Wilcoxon-Mann-Whitney. O resultado é mostrado a seguir.

Tabela 5 – Resultado dos testes de hipótese de Wilcoxon-Mann-Whitney

Hipótese	Valor de p	Conclusão
$M_A > M_B$	Muito próximo de 0	Como $p < 0,05$, rejeitamos a hipótese nula. Portanto, ao nível de significância de 5%, há evidência de que o número de mortes nas simulações com muro de 90% seja maior do que nas simulações com muro de 50%
$M_B > M_C$	0,0065	Como $p < 0,05$, rejeitamos a hipótese nula. Portanto, ao nível de significância de 5%, há evidência de que o número de mortes nas simulações com muro de 50% seja maior do que nas simulações com muro de 10%

Conforme a Tabela 5 acima, o teste foi verdadeiro para todas as hipóteses. Logo, podemos dizer que há evidência de que o número de mortes das presas seja maior nas simulações cuja taxa de proporção do muro é maior, ou seja, há uma correlação direta do primeiro com o segundo. Acreditamos que esse aumento acontece porque um canal mais estreito de passagem leva a uma repetida trajetória das presas e predadores. Assim sendo, o número de encontros desses agentes é maior e leva, por consequência, a um aumento no número de respostas de fuga das presas e à morte.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Realizamos, neste trabalho, um estudo em linguagens emergentes e inteligência computacional sob uma perspectiva em sistemas complexos. Esse tema foi escolhido por se tratar de assunto interdisciplinar e atual de grande discussão na ciência. Sistemas complexos são palco de muitos estudos, sobretudo para aqueles voltados ao desenvolvimento da Inteligência Artificial como um todo e, graças à esse tipo de modelagem, fenômenos linguísticos também podem tirar proveito dessa teoria. Esse potencial ainda é desconhecido e o presente estudo pretendeu alavancá-lo com as contribuições aqui apresentadas.

Neste trabalho, fizemos uma breve explanação das principais abordagens das Ciências Cognitivas, transitando por cibernética, cognitivismo, conexionismo, enativismo e sistemas complexos. Passamos brevemente pela semiótica de C. S. Peirce e vimos os principais conceitos atrelados à teoria. Vimos também que a adesão de sistemas complexos multiagente na construção de modelos computacionais aumentou significativamente nos últimos anos, sobretudo os de linguagem, embora ainda sejam poucos os que estudam fenômenos espaciais atrelados à comunicação. Como contrapartida, apresentamos um modelo de comunicação e linguagem – o Simulador de Processos Semióticos (SIMPS) – para avaliar como a sobrevivência dos agentes-presa é impactada pelo uso coletivo de um léxico comum surgido a partir de interações dessas umas com as outras e com o ambiente. Com ele, foi possível simular um processo de convergência de linguagem por meio do método de aprendizagem por reforço em agentes munidos de arquitetura cognitiva simples. A partir dos resultados, avaliamos a efetividade da linguagem construída no provimento de vantagens adaptativas aos agentes, sob diferentes contextos geográficos.

Com isso, foi elaborada a hipótese principal de que os agentes presa obteriam vantagens de fuga se fizessem uso dessa linguagem comum. A hipótese foi testada e comprovada, corroborando com resultados obtidos anteriormente por [Silva, Ferreira e Carvalho \(2019\)](#). Oportunamente, pressupomos que a existência de barreira geográfica no ambiente interferiria na dinâmica da simulação e no número de mortes das presas. Isso também foi comprovado, indicando que a presença de obstáculo espacial é variável importante a ser considerada no processo de definição de uma linguagem. Portanto, respondendo o questionamento do início, é perfeitamente possível conceber um sistema inteligente artificial capaz de entender, processar, utilizar e se adaptar a uma linguagem sem influência externa e SIMPS existe como fruto disso.

Embora os critérios de coleta adotados tenham sido escolhidos com bastante cautela, a imprevisibilidade do número de simulações com convergência em relação ao todo nos forneceu subconjuntos de dados pequenos, insuficientes para aplicação de testes estatísticos paramétricos. Acreditamos que tais resultados possam ser reproduzidos por meio dessa técnica. Todavia, o método estatístico não paramétrico de Wilcoxon-Mann-Whitney se mostrou bastante adequado para as condições das amostras analisadas. Com relação ao software de processamento de dados, SIMPS Unpacker funcionou como o esperado e os dados foram organizados prontos para análise.

Como perspectivas futuras, deseja-se expandir os casos de uso possíveis de serem

realizados com SIMPS. Além disso, pretende-se construir um Índice de Avaliação da Simulação para que seja possível mensurar a qualidade das simulações e ampliar o potencial do estudo. Uma vez que investigamos como o modelo se comporta sob a presença de barreira espacial, também é de nosso interesse verificar como ele reage à presença de barreira temporal. Deseja-se, também, expandir as capacidades do simulador por meio da implementação e análise de um algoritmo evolutivo de variação léxica e de reconhecimento sígnico por similaridade das palavras. Por fim, deseja-se, além disso, analisar como se comporta a convergência em um modelo de distanciamento entre agentes gerado por preconceito e segregação social a partir do modelo de Schelling.

REFERÊNCIAS

- AGUILAR, Wendy et al. The Past, Present, and Future of Artificial Life. **Frontiers in Robotics and AI**, v. 1, out. 2014. DOI: [10.3389/frobt.2014.00008](https://doi.org/10.3389/frobt.2014.00008).
- BEZDEK, James C. Computational intelligence defined-By everyone! In: **COMPUTATIONAL Intelligence: Soft Computing and Fuzzy-Neuro Integration with Applications**. Springer, 1998. P. 10–37.
- CARVALHO, Leonardo Lana de; PEREIRA, Denis James; COELHO, Sophia Andrade. Origins and evolution of enactive cognitive science: Toward an enactive cognitive architecture. **Biologically Inspired Cognitive Architectures**, v. 16, p. 169–178, 2016. ISSN 2212-683X. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bica.2015.09.010>. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212683X15000535>.
- DI CHIO, Cecilia; DI CHIO, Paolo. Evolution of language with spatial topology. **Interaction Studies**, John Benjamins, v. 10, n. 1, p. 31–50, 2009.
- EYSENCK, Michael W; KEANE, Mark T. **Cognitive psychology: A student's handbook**. 7ª edição: Taylor & Francis, 2015.
- GERSHENSON, Carlos et al. Self-Organization and Artificial Life: a review. **Artificial Life Conference Proceedings**, n. 30, p. 510–517, 2018. DOI: [10.1162/isal_a_00094](https://doi.org/10.1162/isal_a_00094).
- GONG, Tao; SHUAI, Lan. Modelling the coevolution of joint attention and language. **Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences**, The Royal Society, v. 279, n. 1747, p. 4643–4651, 2012.
- GRIM, Patrick; WARDACH, Stephanie; BELTRANI, Vincent. Location, location, location: The importance of spatialization in modeling cooperation and communication. **Interaction Studies**, John Benjamins, v. 7, n. 1, p. 43–78, 2006.
- GUO, Shangmin. Emergence of Numeric Concepts in Multi-Agent Autonomous Communication. **arXiv preprint arXiv:1911.01098**, 2019.
- GUPTA, Shubham; HAZRA, Rishi; DUKKIPATI, Ambedkar. Networked Multi-Agent Reinforcement Learning with Emergent Communication. **arXiv preprint arXiv:2004.02780**, 2020.
- GUPTA, Shubham; HAZRA, Rishi; DUKKIPATI, Ambedkar. Emergent Communication in Networked Multi-Agent Reinforcement Learning, 2019.
- HILDRETH, Dalton; GUY, Stephen J. Coordinating Multi-Agent Navigation by Learning Communication. **Proc. ACM Comput. Graph. Interact. Tech.**, The Association for Computers in Mathematics e Science Teaching, USA, v. 2, n. 2, jul. 2019. DOI: [10.1145/3340261](https://doi.org/10.1145/3340261). Disponível em: <https://doi.org/10.1145/3340261>.

HOLMAN, Eric W et al. On the relation between structural diversity and geographical distance among languages: observations and computer simulations. **Linguistic typology**, De Gruyter Mouton, v. 11, n. 2, p. 393–421, 2007.

KALANTARI, Somayeh; NAZEMI, Eslam; MASOUMI, Behrooz. Emergence phenomena in self-organizing systems: a systematic literature review of concepts, researches, and future prospects. **Journal of Organizational Computing and Electronic Commerce**, Taylor Francis, v. 30, n. 3, p. 224–265, 2020. DOI: [10.1080/10919392.2020.1748977](https://doi.org/10.1080/10919392.2020.1748977). eprint: <https://doi.org/10.1080/10919392.2020.1748977>. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/10919392.2020.1748977>.

LARA, Juan de; ALFONSECA, Manuel. The role of oblivion, memory size and spatial separation in dynamic language games. **Journal of Artificial Societies and Social Simulation**, JASSS, University of Surrey, Department of Sociology, 2002.

LARUCCIA, Mauro. Semiótica: signo, objeto e interpretante. **Augusto Guzzo Revista Acadêmica**, v. 6, p. 44–52, 2003. DOI: [10.22287/ag.v0i6.121](https://doi.org/10.22287/ag.v0i6.121).

LAZARIDOU, Angeliki; PEYSAKHOVICH, Alexander; BARONI, Marco. Multi-agent cooperation and the emergence of (natural) language. **arXiv preprint arXiv:1612.07182**, 2016.

LIU, Run-Ran et al. Naming game on small-world networks with geographical effects. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, Elsevier, v. 388, n. 17, p. 3615–3620, 2009.

LOULA, Angelo Conrado. **Comunicação Simbólica entre Criaturas Artificiais: um experimento em Vida Artificial**. 2004. Diss. (Mestrado) – Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas.

LOULA, Angelo Conrado. **Emergência de Comunicação e Representações em Criaturas Artificiais**. 2011. Tese (Doutorado) – Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas. Disponível em: <http://www.repositorio.unicamp.br/handle/REPOSIP/261107>.

LUPYAN, Gary; DALE, Rick. Why are there different languages? The role of adaptation in linguistic diversity. **Trends in cognitive sciences**, Elsevier, v. 20, n. 9, p. 649–660, 2016.

MARÔCO, João. **Análise Estatística com o SPSS Statistics.: 7ª edição**. ReportNumber, Lda, 2018.

MCATEE, Thomas; SZABO, Claudia. Complex Systems and Artificial Life: a decade's overview. **Artificial Life Conference Proceedings**, n. 31, p. 263–270, 2019. DOI: [10.1162/isal_a_00172](https://doi.org/10.1162/isal_a_00172). eprint: https://www.mitpressjournals.org/doi/pdf/10.1162/isal_a_00172. Disponível em: https://www.mitpressjournals.org/doi/abs/10.1162/isal_a_00172.

MESOUDI, Alex; WHITEN, Andrew; LALAND, Kevin N. Towards a unified science of cultural evolution. **Behavioral and brain sciences**, Cambridge University Press, v. 29, n. 4, p. 329–347, 2006.

- MICHEL, Fabien; FERBER, Jacques; DROGOUL, Alexis. Multi-Agent Systems and Simulation: A Survey from the Agent Community's Perspective. In: mai. 2009. P. 3–. ISBN 978-1-4200-7023-1. DOI: [10.1201/9781420070248.pt1](https://doi.org/10.1201/9781420070248.pt1).
- MOKHTARI, Ahmed; HASSAS, Salima. The evolution of collaboratif tagging systems and the relation with the emergence of language: Agent based modeling. **IT4OD**, p. 21, 2014.
- NICOLAU, Marcos et al. Comunicação e Semiótica: visão geral e introdutória à Semiótica de Peirce. v. VI, ago. 2010.
- NOBLE, Jason. Cooperation, conflict and the evolution of communication. **Adaptive Behavior**, Sage Publications Sage CA: Thousand Oaks, CA, v. 7, n. 3-4, p. 349–369, 1999.
- PATRIARCA, Marco; HEINSALU, Els. Influence of geography on language competition. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, Elsevier, v. 388, n. 2-3, p. 174–186, 2009.
- PEIRCE, Charles Sanders. **Semiótica**. Tradução: José Teixeira Coelho Neto. São Paulo: Perspectiva, 2005.
- POOLE, David; MACKWORTH, Alan; GOEBEL, Randy. **Computational Intelligence: a logical approach**. New York: Oxford, 1998.
- QUEIROZ, João; ATÃ, Pedro. Externalismo, iconicidade e cognição distribuída em C.S.Peirce. **ouvirouver**, v. 14, p. 44–54, 2018. DOI: [10.14393/OUV22-v14n1a2018-3](https://doi.org/10.14393/OUV22-v14n1a2018-3).
- RUSSEL, Stuart; NORVIG, Peter. Artificial Intelligence: a modern approach. **Artificial Intelligence. Prentice-Hall, Egnlewood Cliffs**, v. 25, p. 27, 1995.
- SANTAELLA, Lúcia. **A Teoria Geral dos Signos: semiose e autogeração**. São Paulo: Atica, 1995.
- SANTOS, Flávia Enir Godinho. **Mente extendida e Linguagem em Ciência Cognitiva: da teoria enativa à perspectiva sistemas complexos**. Diamantina, 2020.
- SCHULZE, Christian; STAUFFER, Dietrich. Competition of languages in the presence of a barrier. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, Elsevier, v. 379, n. 2, p. 661–664, 2007.
- SEGHROUCHNI, Amal El Fallah; FLOREA, Adina Magda; OLARU, Andrei. Multi-agent systems: a paradigm to design ambient intelligent applications. In: INTELLIGENT Distributed Computing IV. Springer, 2010. P. 3–9.
- SEYFARTH, Robert M.; CHENEY, Dorothy L.; MARLER, Peter. Vervet monkey alarm calls: Semantic communication in a free-ranging primate. **Animal Behaviour**, v. 28, n. 4, p. 1070–1094, 1980. ISSN 0003-3472. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0003-3472\(80\)80097-2](https://doi.org/10.1016/S0003-3472(80)80097-2). Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0003347280800972>.
- SHANNON, Robert E. Systems simulation: the art and science. Prentice-Hall, 1975.

- SILVA, Davidson Bruno da; FERREIRA, Tiago Campos; CARVALHO, Leonardo Lana de. Informação como ação significativa em processos semióticos emergentes baseados em multiagentes. In: MARTÍNEZ-ÁVILA, Daniel; SOUZA, Edna Alves de; GONZALEZ, Maria Eunice Quilici (Org.). **Informação, Conhecimento, Ação Autônoma e Big Data: continuidade ou revolução?** Marília : Oficina Universitária; São Paulo : Cultura Acadêmica, 2019. P. 85–115.
- SPRANGER, Michael; STEELS, Luc. Co-Acquisition of Syntax and Semantics - An Investigation in Spatial Language. In: p. 1909–1905.
- STEELS, Luc. Evolving grounded communication for robots. **Trends in cognitive sciences**, Elsevier, v. 7, n. 7, p. 308–312, 2003.
- STEELS, Luc. Language as a Complex Adaptive System. In: SCHOENAUER, Marc et al. (Ed.). **Parallel Problem Solving from Nature PPSN VI**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2000. P. 17–26.
- STEELS, Luc. **The Talking Heads experiment: Origins of words and meanings**. Language Science Press, 2015. v. 1.
- STEELS, Luc; GARCIA, Emilia. Ambiguity and the origins of syntax. **The Linguistic Review**, v. 32, fev. 2015. DOI: [10.1515/tlr-2014-0021](https://doi.org/10.1515/tlr-2014-0021).
- STEELS, Luc; GARCIA, Emilia. How to play the Syntax Game. In: p. 479–486. DOI: [10.7551/978-0-262-33027-5-ch085](https://doi.org/10.7551/978-0-262-33027-5-ch085).
- TANIGUCHI, Tadahiro et al. Symbol Emergence in Robotics: a survey. **Advanced Robotics**, Taylor & Francis, v. 30, n. 11-12, p. 706–728, 2016.
- THÓRISSON, Kristinn; HELGASON, Helgi. Cognitive Architectures and Autonomy: A Comparative Review. **Journal of Artificial General Intelligence**, v. 3, p. 1–30, jan. 2012. DOI: [10.2478/v10229-011-0015-3](https://doi.org/10.2478/v10229-011-0015-3).
- TOLK, Andreas; KOEHLER, Matthew T. K.; NORMAN, Michael D. Epistemological Constraints When Evaluating Ontological Emergence with Computational Complex Adaptive Systems. In: MORALES, Alfredo J. et al. (Ed.). **Unifying Themes in Complex Systems IX**. Cham: Springer International Publishing, 2018. P. 1–10. ISBN 978-3-319-96661-8.
- TORMAN, Vanessa; COSTER, Rodrigo; RIBOLDI, João. Normalidade de variáveis: métodos de verificação e comparação de alguns testes não-paramétricos por simulação. **Clinical Biomedical Research**, v. 32, n. 2, 2012. ISSN 2357-9730. Disponível em: <https://seer.ufrgs.br/hcpa/article/view/29874>.
- TROITZSCH, Klaus G. **Multi-Agent Systems and Simulation: A Survey from an Application Perspective**. Citeseer, 2009.
- VARELA, Francisco; THOMPSON, Evan; ROSCH, Eleanor. **The Embodied Mind: Cognitive Science and Human Experience**. revised: The MIT Press, 2017. ISBN 026252936X,9780262529365.

WANG, Tonghan et al. Roma: Multi-agent reinforcement learning with emergent roles. In: PROCEEDINGS of the 37th International Conference on Machine Learning. 2020.

WIENER, Norbert. Cibernetics. **Scientific American**, v. 179, n. 5, p. 14–19, 1948. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/24945913>>.

WITTGENSTEIN, Ludwig. **Investigações Filosóficas**. Tradução: José Carlos Bruni. São Paulo: Nova Cultural, 1999.

ZURITA, Nicolas F. Soria; TUMER, Irem Y. A Survey: towards understanding emergent behavior in complex engineered systems. In: DOI: [10.1115/DETC2017-67453](https://doi.org/10.1115/DETC2017-67453).

