

# Análise Semiótica da Arquitetura Cognitiva CLARION

Cláudio César Silva de Freitas  
Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação  
UNICAMP  
Campinas, Brasil  
claudiof@decom.fee.unicamp.br

**Abstract**—A tentativa de desenvolver dispositivos que tenham a mesma capacidade de consciência humana tem sido um desafio para pesquisadores. No entanto, na última década, tem-se verificado um crescimento em estudos na área. Esse trabalho visa investigar a arquitetura cognitiva CLARION (*Connectionist Learning with Adoptive Rule Induction On-Line*), analisando como essa estrutura cognitiva é implementada sob o ponto de vista da semiótica computacional. Inicialmente é feita uma abordagem histórica acerca de teorias gerais da cognição e suas áreas multidisciplinares. Em seguida, é apresentada uma abordagem detalhada sobre a arquitetura CLARION. Finalmente, faz-se uma análise da semiótica computacional inserida dentro estrutura de funcionamento da CLARION, abordando os processos e semioses que ocorrem dentro desta arquitetura.

**Keywords-component; CLARION; processo cognitivo; semiótica computacional.**

## I. INTRODUÇÃO

Esse trabalho apresenta uma discussão acerca da arquitetura cognitiva CLARION, investigando a semiótica inserida nesta arquitetura. Também são explorados os conceitos e terminologias existentes nesse sistema cognitivo, fazendo uso de implementações computacionais e visando demonstrar o funcionamento da CLARION.

A importância desse estudo está relacionada com a necessidade de compreender os conceitos oriundos de sistemas cognitivos aplicados computacionalmente. Além disso, poucos trabalhos na literatura científica exploram em detalhes essa arquitetura, assim, esse trabalho apresenta uma alternativa para que pesquisadores da área entendam a arquitetura CLARION, e possivelmente, possam utilizá-la posteriormente em pesquisas relacionadas com cognição computacional e humana.

Entender a consciência humana tem sido um desafio para pesquisadores, e essa dificuldade se reflete em tentar desenvolver sistemas inteligentes que apresentam a mesma capacidade cognitiva do ser humano.

Compreender o processo de cognição abre alternativas para ajudar a entender e desenvolver sistemas similares e com mesmo desempenho. Essa idéia é explorada em muitos trabalhos que buscam compreender a estrutura cognitiva cerebral, acreditando ser esta a melhor maneira para que sistemas computacionais possam mimetizar o comportamento cerebral.

Uma das primeiras revoluções na área da ciência cognitiva ocorreu quando um grupo de psicólogos experimentais, influenciados por Pavlov e outros

pesquisadores, propuseram definir a psicologia e a ciência do conhecimento [1].

Em 1956, Shannon e McCarthy publicaram *Automata Studies* [2], um trabalho que definiu fronteiras e abriu um caminho promissor para o desenvolvimento da inteligência artificial. Também em 1956, Jerry Bruner, Kacjie Goodenough e George Austin publicaram *A Study of Thinking* [3], onde neste artigo eles trazem uma das primeiras abordagens sólidas sobre as noções cognitivas.

Kamps destaca em seu trabalho os desafios para conseguir atingir o nível de complexidade cerebral. Ele discute a criação de um sistema capaz de reproduzir esse nível [4].

Wang e Chiew fazem um estudo mais geral acerca dos níveis de solução de problemas, considerando a interação nos processos cognitivos, tais como, abstração, busca aprendizado, decisões, inferência e síntese do conhecimento [5]. Em outra perspectiva, Waytz *et al.* consideram os elementos cerebrais mais profundos para resolver problemas, analisando as causas e consequências na mente humana [6].

Sabendo disso, alguns pesquisadores e grupos de pesquisas tentam encontrar meios e ferramentas capazes de mimetizar fenômenos cognitivos ou pelo menos, tentar entendê-los, e uma das soluções encontradas foi o desenvolvimento de arquiteturas cognitivas.

## II. ARQUITETURAS COGNITIVAS

As arquiteturas cognitivas são projetadas para suportar diversas condições e possuir várias capacidades. Essas funcionalidades estão relacionadas com a capacidade de percepção, categorização, representação, tomada de decisão, planejamento, raciocínio, resolução de problemas, meta-cognição, comunicação, ação, controle, execução e aprendizagem de todos os tipos de problemas [7]

Langley *et al.* [8] investigaram a capacidade das arquiteturas cognitivas, definindo algumas propriedades importantes que elas devem possuir. Todas essas propriedades estão relacionadas com a forma como o conhecimento é processado, sendo elas:

- Representação do conhecimento:
- Organização do conhecimento:
- Utilização do conhecimento:
- Aquisição e refinamento do conhecimento:

Esse trabalho se propõe a analisar especificamente o modelo de arquitetura cognitiva CLARION, sendo este método descrito com mais detalhe no próximo tópico.

### III. ARQUITETURA CLARION

A simulação do conhecimento apresenta um grande nível de dificuldade, uma vez que não existe um único tipo de conhecimento. Em 1998, o pesquisador Ron Sun desenvolveu uma arquitetura cognitiva chamada CLARION, um acrônimo de *Connectionist Learning with Adoptive Rule Induction On-Line*. Esse sistema foi proposto com o objetivo de criar uma alternativa para mimetizar o pensamento humano, dividindo o processamento da informação em níveis diferentes.

É possível encontrar uma vasta quantidade de trabalhos que desenvolvem experimentos utilizando esta arquitetura. Alguns exemplos são, testes na tarefa de navegação em campo minado (Sun et al. 2001), tarefas de simulação social (Sun Naveh 2007), aquisição de habilidades como a Torre de Hanoi (Sun et al. 2005) e tarefas relacionadas ao aprendizado implícito. A seguir, são apresentados alguns conceitos extraídos do trabalho de Sun [9], que explicam detalhes da CLARION.

Esta arquitetura explora a dicotomia do conhecimento explícito e o conhecimento implícito [10], entre outros recursos como suposições/hipótese. Essa dicotomia está relacionada com outras relações das ciências cognitivas: a dicotomia dos símbolos versus o processamento subsimbólico, ou seja, a dicotomia do processamento conceitual e subconceitual [11].

No conhecimento implícito, existe uma diferença de representação relacionada com a acessibilidade. Em cada subsistemas da CLARION, o nível superior contém conhecimento explícito e facilmente acessível, enquanto o nível inferior não está tão acessível. Essa arquitetura também pressupõe que existem diferentes processos de aprendizagem no nível inferior e superior de cada subsistema [12].

No nível inferior, associações implícitas são obtidas através de um aprendizado gradual baseado em erros de aprendizado. Por outro lado, o conhecimento explícito tem a capacidade de capturar o conhecimento bruto. A transformação do conhecimento implícito em conhecimento explícito é uma das grandes particularidades da arquitetura CLARION. Essa arquitetura também é composta de quatro principais subsistemas: *subsistema centrado em ação*, *subsistema não centrado em ação*, *sistema motivacional* e *metacognitivo*.

Sun define na figura 1 uma estrutura que mostra como os módulos de cada subsistema estão organizados em ambos os níveis da arquitetura de conhecimento.

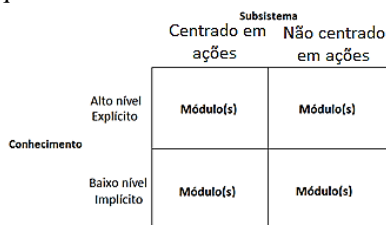


Figura 1. Organização dos módulos dos subsistemas

Essa proposta de arquitetura integra duas estruturas de representações: centrado em ações/ACS (*action centered system*) e não centrado em ações/NACS (*nonaction centered system*). Abaixo são descritos os algoritmos de funcionamento desses subsistemas da organização CLARION [13].

#### A. Subsistema centrado em ações (ACS)

Sun define a seguinte estrutura de decisão baseada em ACS:

1. Observar o estado atual do sistema;
2. Computar no nível inferior o valor de cada uma das possíveis ações  $y_i$  no estado atual  $x: E(x, a_1), E(x, a_2), \dots, E(x, a_n)$ . Em seguida, a ação é escolhida de forma estocástica;
3. Encontrar todas as possíveis ações ( $p_1, p_2, \dots, p_n$ ) no nível inferior, baseando-se na informação do estado atual  $x$  e nas regras existentes já instaurados no nível superior. Em seguida a ação é executada de forma estocástica;
4. Encontrar a ação apropriada, selecionando estocasticamente baseado na combinação de valores  $y_i$  e  $p_i$ ;
5. Executar a ação selecionada  $y$  e observar o próximo estado  $z$ ;
6. Atualizar os valores de  $E$  no nível inferior de acordo com o *Q-Learning* (implementado com uma rede neural com retroalimentação);
7. Atualizar o nível superior com um algoritmo de aprendizado apropriado (para construir, refinar e apagar as regras explícitas);
8. Voltar ao passo 1.

Na figura 2, é apresentado um modelo baseado no algoritmo descrito acima, considerando a entrada e saída de um sistema que possui essa arquitetura.

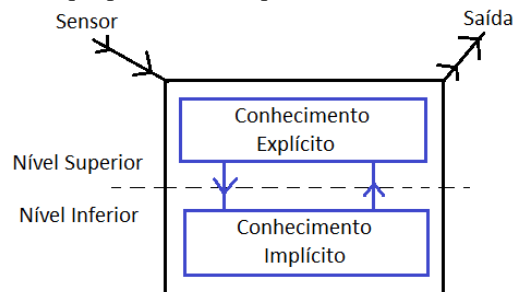


Figura 2. Estrutura CLARION ACS

A entrada  $x$  no nível inferior consiste de três grupos de informações: (1) entrada sensorial, (2) memória de trabalho, (3) item selecionado na estrutura de interesse. Sendo que todos esses possuem uma quantidade específica de dimensões.

As rotinas implícitas aprendidas no nível inferior se encontram no ACS. Cada valor  $E$  é a avaliação da ação de um determinado estado.  $E(x, a)$  indica o valor desejável da ação  $a$  no estado atual  $x$ . Esse estado é representado por um

conjunto de pares (dimensão, valor), vindo das entradas sensoriais. No nível inferior cada par é enviado para o nó correspondente na rede, enquanto no nível superior, cada par é testado nas condições das regras.

O valor de  $E$  pode ser calculado através do algoritmo *Q-Learning*, um algoritmo capaz de desenvolver comportamentos sequenciais reativos e fornece ao agente a possibilidade de escolher uma ação a qualquer momento.

A escolha da ação apropriada é determinada por um processo de “casamento das probabilidades”, onde os dois níveis competem para terem suas ações direcionadas pelos agentes. No nível inferior do subsistema ACS existem algumas pequenas redes neurais que coexistem. O conhecimento explícito no nível superior do subsistema ACS fica codificado em formas de regras.

Neste algoritmo, se uma ação decidida no nível inferior for bem sucedida, então o agente extrai a regra e a adiciona no conjunto de regras no nível superior, em seguida, aplica-a nas próximas interações com o ambiente por generalização ou especialização das condições de regra. A tabela 1 ilustra algumas características dentro da arquitetura CLARION, em diferentes níveis e processos.

Tabela 1. Comparação dos dois níveis da arquitetura CLARION

Dimensão	Nível inferior	Nível superior
Fenômeno cognitivo	aprendizado implícito memória implícita processamento automático intuição	aprendizado explícito memória explícita processamento controlado raciocínio explícito
Fontes de conhecimento	Tentativa e erro Assimilação de conhecimento específico	Fontes externas Extração do nível inferior
Representação	(micro) características distribuídas	Unidades conceituais locais
Operação	Baseada em similaridade	Manipulação explícita de símbolos
Características	Mais sensível ao contexto (fuzzy) Menos seletiva Mais complexa	Mais precisa Mais seletiva Mais simples

### B. Non-Action-Centered Subsystem (NACS)

O subsistema NACS inclui conhecimento implícito e explícito sobre o ambiente, também conhecido como memória semântica [14].

Esse subsistema é controlado através das ações do ACS e é possível tanto recuperar informações como executar diversas inferências.

De acordo com Gaglio[15], a acessibilidade a um conhecimento implícito é capturada por representações subsimbólicas, distribuídas através das redes neurais com retropropagação, que mapeiam as entradas e saídas.

Em relação ao conhecimento explícito, ele é obtido a partir de uma modelagem computacional de representação local ou simbólica, onde cada unidade é mais facilmente interpretada e há um significado conceitual para cada uma.

Na figura 3 é apresentada uma representação de como esse subsistema é estruturado [16].

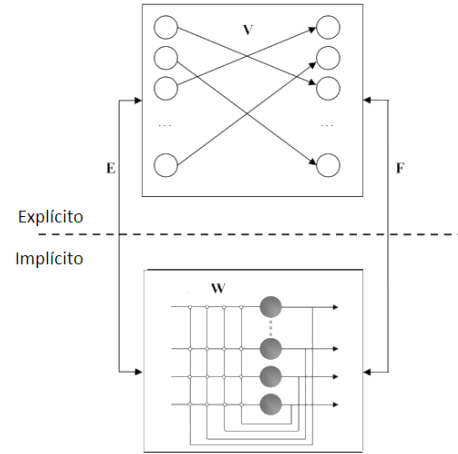


Figura 3. Modelo implementado em um subsistema NACS [16]

De um lado, a natureza inacessível dos conhecimentos implícitos é capturada por representações simbólicas, distribuídas através de redes neurais com retropropagação, mapeando as entradas e saídas. Essa representação distribuída é menos acessível estando de acordo com a (relativa) inacessibilidade do conhecimento implícito.

Do outro lado, o conhecimento explícito é obtido por uma representação local ou simbólica, pelas quais cada unidade de representação é mais facilmente interpretada.

A rede de alto nível seria então formada por “chunks”, sendo estes especificados por valores dimensionais. Esses *chunks* têm o seguinte formato:  $chunkid_i = (dim_{i1}, val_{i1})(dim_{i2}, val_{i2}) \dots (dim_{in}, val_{in})$ , em que *dim* seria a dimensão do estado/saída e *val* o valor correspondente.

### C. Sistema Motivacional (MS)

Sun apresenta esse tipo de subsistema é constituído de vários drivers que interagem entre si e levam o sistema a uma determinada ação. Existem agentes responsáveis por determinar ações visando maximizar o ganho, recompensa, reforço ou retornos.

Esses sistemas influenciam o ACS ao fornecer um contexto em que estão definidas as metas do subsistema. Na arquitetura CLARION, há um sistema bipartido de representação motivacional, onde é possível encontrar os drivers de baixo e alto nível.

### D. Sistema metacognitivo (MCS)

O subsistema metacognitivo monitora, controla e regula os processos cognitivos com a finalidade de melhorar o desempenho cognitivo.

Esse subsistema regula e controla o MS na forma de ajustes de metas e parâmetros essenciais para o ACS e NACS, e na interrupção ou mudança nos processos em

andamento. As ações são executadas com base nos direcionadores gerados pelo MS.

#### IV. SEMIÓTICA

Em um dos trabalhos mais recentes, Weng investiga as contribuições semiótica para definir como ocorre a cognição cerebral, propondo modelos semióticos e emergentes [17]. Dessa forma, começa a ficar clara como a semiótica pode ser uma ferramenta com grande potencial para entender os processos cognitivos, e consequentemente, fornecer contribuições significativas para a área.

A semiótica é uma ciência baseada no estudo de signos em objetos do mundo real. Entende-se por signos como aquilo que traz um significado sobre alguma coisa [18]. Em um dos trabalhos mais recentes na área, os conceitos de relação entre modelos simbólicos e emergentes são investigados [17]. O autor estabelece um estudo acerca do nível de abstração da mente de modelos simbólicos. No entanto, essa é uma discussão antiga, que teve início com Alan Turing, que enraizou a seguinte questão: “As máquinas podem pensar?” [19].

Peirce, um dos mais importantes semioticistas, trouxe muitas contribuições acerca de signos e significados, definindo que um signo é um signo, apenas se este é capaz de gerar outros signos [20]. Peirce também agregou muitos conceitos para a semiótica, tais como ícones, índices, símbolos, objetos, interpretantes (efeitos para quem interpreta) e níveis de semiose, ou seja, processo de representação.

A partir de então, a semiótica encontrou aplicações em outras áreas além da engenharia, por exemplo, na busca por transformações semióticas em sistemas multimídia [21], modelagem de ecossistemas [22], aplicações *web* [23], mundos virtuais [24] e análise de contextualização de comportamento de usuários [25]. Sun propõe uma pesquisa direcionada para sistemas inteligentes, avaliando os métodos de inteligência nesses sistemas utilizando conceitos de semiótica [26]. Loula *et al.* utilizam os conceitos semióticos para descrever um cenário virtual, no qual são simuladas comunicações simbólicas entre criaturas artificiais [27].

Caldwell propõe um estudo sobre este tema, abordando a utilização de ícones e suas usabilidades, verificando os fatores que influenciam um ao outro [28]. Amare e Manning fazem um estudo detalhado a respeito dos princípios semióticos de Peirce, aplicando estes conceitos na linguagem visual, baseada na imagem retórica [29].

Todos esses estudos demonstram que a utilização de semiótica apresenta uma nova alternativa para resolução de problemas envolvendo interpretação. Assim como, ilustra uma nova alternativa para entender como o cérebro executa operações de pensamentos e interpreta o mundo e os objetos existentes nele.

Entretanto, é válido citar que a semiótica possui aplicações em várias áreas, e a abordagem neste trabalho dá ênfase na semiótica computacional (SC), que investiga conceitos semióticos em sistemas artificiais, através da implementação por computador.

#### V. ANÁLISE DA SEMIÓTICA COMPUTACIONAL NA CLARION

A arquitetura CLARION é um exemplo das ferramentas computacionais na área cognitiva, e através de conceitos da SC, esse trabalho explora o funcionamento dessa arquitetura e o processo de cognição inserido.

Como explicado anteriormente, a CLARION é composta de diversos subsistemas e como apresentado no tópico II.A, o subsistema centrado em ações apresenta um comportamento onde facilmente é possível encontrar elementos da semiótica computacional.

Esse subsistema apresenta uma entrada sensorial que obtém informações de um estado qualquer. Esse ambiente por sua vez é limitado pela capacidade da arquitetura de perceber esse estado, através de limitações sensoriais. Gudwin [31] explora essa limitação através do conceito de Umwelt, apresentando a idéia que esse campo de percepção seria uma forma de obter as partes sensíveis do ambiente que envolve um dado sistema, possuindo a capacidade de interagir por meio de seus sensores.

Neste caso, é necessário mapear e correlacionar os estados de entrada, de tal forma que as informações sejam processadas, aprendidas e gerem uma ação. Estes dados de entrada e saída podem representar em princípio qualquer coisa ou variável de interesse que o sistema tem interesse. Essa relação de interação entre a arquitetura CLARION e o ambiente através do Umwelt, poderia ser ilustrado através da figura 4.

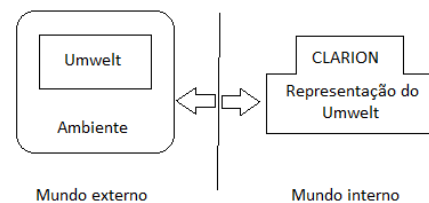


Figura 4. Ambiente de percepção da CLARION

Após a etapa de captura das informações e estados, a estrutura CLARION se assemelha a estrutura de sistemas autônomos que Albus apresentou em seu trabalho [30]. Ele estudou o desenvolvimento de sistemas inteligentes que incluem percepção, modelagem do ambiente, geração do comportamento, julgamento de valores e armazenamento de conhecimento.

Esse sistema fica inserido dentro da estrutura de níveis explícitos e implícitos existente na CLARION. Em outras palavras, a arquitetura percebe o estado do ambiente, então gera um comportamento baseado na interação entre o nível implícito e explícito, posteriormente analisar a ação mais adequada por meio de algoritmos de aprendizagem, e por fim, armazena essa interação em forma de conhecimento, atualizando os valores de estado dentro da arquitetura e aguardando o próximo estado a ser obtido pela CLARION.

A próxima etapa após a observação do estado do ambiente seria um processamento no nível inferior, que irá analisar o valor de cada uma das possíveis ações a serem escolhidas.

No nível superior, após encontrar todas as possíveis ações baseando nas informações do ambiente e nas regras existentes, escolhe-se uma ação. Esse funcionamento possui um processo similar à teoria de experiência colateral proposta por Peirce, onde a CLARION acaba adquirindo a capacidade de relacionar novas informações com conhecimentos passados.

Em seguida, é necessário que o sistema seja capaz de realizar um julgamento de valores, encontrando uma ação apropriada de possíveis ações tanto no nível inferior como no nível superior.

Dentro do nível implícito também estão presentes algoritmos responsáveis por analisar e atualizar os valores dos dados obtidos pela entrada sensorial. Para essa função, a CLARION faz uso de técnicas de redes neurais artificiais. Além disso, é importante destacar a característica semiótica que a CLARION herda dos conceitos de ícones, índices e símbolos.

Nesta arquitetura, claramente é possível observar a existência de uma relação de transferência icônica no nível implícito e simbólico no nível explícito. Em outras palavras, entende-se o símbolo como um elemento que carrega em si um significado absoluto que é convencionado através de uma lei. Essa lei já está instaurada no nível superior.

O modelo CLARION trabalha com o nível superior e inferior, confrontando-os para determinar uma ação. Essa representação permite assim haver a interpretação de ícones e símbolos. O ícone seria um signo que têm em sua estrutura uma relação de similaridade com o objeto designado. O índice, ao contrário do símbolo, não carrega em si o objeto que o denota, e após ser executado, definirá o objeto designado. O próximo passo é então realizar uma ação e esperar o próximo estado.

Apesar de haver uma estrutura organizacional semelhante ao modelo diático oriundo da semiótica estruturalista, verifica-se que sua relação está muito mais relacionada com o modelo de Peirce (triádico), na qual haverá a existência de um signo, objeto de referência e um interpretante, todos inseridos dentro da arquitetura cognitiva CLARION.

Esses conceitos devem ser entendidos de forma a simplificar o entendimento de processos existentes dentro de um sistema cognitivo, o que ainda tem sido um desafio para pesquisadores da área. A seguir, é apresentado um exemplo simples do funcionamento da CLARION, visando mostrar o funcionamento da arquitetura em processos básicos.

#### A. Simulação

A biblioteca utilizada foi desenvolvida na linguagem C# e pode ser encontrada para download através de [32]. O ambiente de desenvolvimento foi executado no Microsoft Visual Studio 2010, utilizando a plataforma NET Framework 4.0.

Nesta simulação, o objetivo é demonstrar os princípios básicos para realizar simulações ACS em CLARION. Este exemplo apresenta um projeto disposto com as seguintes condições:

- Utiliza apenas ACS com um reforço de aprendizado *backpropagation*;

- O objetivo é o agente aprender a seguinte regra: se alguém diz “OLÁ” do “ADEUS”, então deve-se responder “OLÁ” ou “ADEUS”, respectivamente.
- No fim, esta regra deve ser aprendida no nível superior do subsistema ACS;
- Além de conhecer as entradas e saídas, o sistema não deve ter nenhum conhecimento a priori.

A partir do algoritmo ACS descrito no tópico II.A, foi gerado um sistema a partir destas regras. Além disso, foi necessário inicializar o mundo e os agentes, e também, criar um ambiente de simulação para agir como intermediário entre agente e o mundo.

Para este ambiente de simulação, foram definidas as seguintes capacidades de manipulações:

- Especificar um agente de informação sensorial que é percebido no ciclo de ação e percepção;
- Capturar e gravar a ação que é escolhida pelo agente;
- Atualizar o estado do mundo, se necessário, baseando-se nas ações do agente;
- Prover um *feedback* “bom” ou “mal” sobre a ação do agente;
- Acompanhar o desempenho do agente.

Com o mundo e o ambiente de simulação definido, é possível inserir um sujeito para interagir. Para isso, é necessário estabelecer um objeto de informações sensoriais. Sendo este objeto capaz de acompanhar o mundo e as meta-informações internas de um agente, tal como, memória de trabalho, drivers, estados, etc.

Essa é uma implementação simples, para fins de demonstração do funcionamento da arquitetura CLARION, onde basicamente o sujeito tem que definir quando dizer “olá” ou “adeus”. Simulações mais complexas poderiam exigir que fosse determinado um sensor de informações mais apropriado e robusto. No entanto, para esta aplicação a escolha randômica é suficiente.

Em seguida o processo de aprendizado é realizado pela rede *Q-Learning*, na qual o processo apenas irá atualizar o progresso da simulação até o fim dos testes.

Tabela 2. Resultado das simulações

<i>Qtd</i> de Simulações	<i>Taxa</i> de acerto
100	54%
1000	77%
10000	98%
100000	99.9%

Apesar de simples, essa simulação mostra um exemplo que demonstra como uma agente pode interagir com o mundo através da arquitetura CLARION, seguindo uma regra pré-estabelecida e sem possuir conhecimentos a priori.

## VI. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho é apresentada uma análise da semiótica computacional que está inserida dentro da arquitetura

CLARION, com ênfase no subsistema centrado em ações. Foi possível encontrar conceitos semióticos importantes que fazem parte da estrutura de funcionamento desta arquitetura cognitiva, assim como, esse trabalho possibilita que novas pesquisas em sistemas inteligentes possam utilizar essa teoria como base para estudos na área de sistemas cognitivos.

A análise desse processo através da SC é uma alternativa de esclarecer conceitos e processos dentro desses sistemas, que apesar de funcionais, ainda possuem muitos aspectos obscuros relacionados ao seu funcionamento.

Apesar das limitações relacionadas com a biblioteca disponível, que impossibilita a simulação de sistemas mais complexos, a arquitetura CLARION está disponível para que pesquisadores interessados possam expandir suas funcionalidades. Assim, projetos futuros nesta área podem estar relacionado com a utilização desta arquitetura em sistemas com um nível mais elevado de complexidade cognitiva.

Por fim, é possível observar que a semiótica pode ser de fato considerada dentro de arquiteturas cognitivas, possibilitando utilizar conceitos formais que podem ajudar a explicar em detalhes o processo cognitivo existente nesses sistemas, assim como, facilitar a sua utilização.

#### REFERÊNCIAS

- [1] G. a Miller, "The cognitive revolution: a historical perspective," *Trends in Cognitive Sciences*, vol. 7, no. 3, pp. 141-144, Mar. 2003.
- [2] C. E. Shannon and J. McCarthy, "Automata Studies," in *Annals of Mathematics Studies*, 1956.
- [3] J. Bruner, *A Study of Thinking*. Wiley, 1956.
- [4] M. de Kamps, "Towards truly human-level intelligence in artificial applications," *Cognitive Systems Research*, vol. 14, no. 1, pp. 1-9, Apr. 2012.
- [5] Y. Wang and V. Chiew, "On the cognitive process of human problem solving," *Cognitive Systems Research*, vol. 11, no. 1, pp. 81-92, Mar. 2010.
- [6] A. Waytz, K. Gray, N. Epley, and D. M. Wegner, "Causes and consequences of mind perception.," *Trends in cognitive sciences*, vol. 14, no. 8, pp. 383-8, Aug. 2010.
- [7] R. Sun, "The importance of cognitive architectures: an analysis based on CLARION," *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, vol. 19, no. 2, pp. 159-193, Jun. 2007.
- [8] P. Langley, J. Laird, and S. Rogers, "Cognitive architectures: Research issues and challenges," *Cognitive Systems Research*, 2009.
- [9] R. Sun, "A detailed specification of CLARION 5.0," 2003.
- [10] R. Sun, P. Slusarz, and C. Terry, "The interaction of the explicit and the implicit in skill learning: a dual-process approach.," *Psychological review*, vol. 112, no. 1, pp. 159-92, Jan. 2005.
- [11] R. Sun, "Integrating Rules and Connectionism for Robust Common-sense Reasoning," *John Wiley and Sons*, 1994.
- [12] J. Klahr, P. Langley, and R. Neches, *Production System Models of Learning and Development*. Cambridge: MIT Press, 1989.
- [13] R. Sun and I. Naveh, "Simulating organizational decision-making using a cognitively realistic agent model," *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2004.
- [14] R. Alisson, "A simplified introduction to CLARION 5.0," 2004.
- [15] S. Gaglio, "Intelligent Artificial Systems," *Artificial Consciousness*, 2007.
- [16] R. Sun and X. Zhang, "Accounting for a variety of reasoning data within a cognitive architecture," *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, vol. 18, no. 2, pp. 169-191, Jun. 2006.
- [17] J. Weng, "Symbolic Models and Emergent Models: A Review," *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development*, vol. 4, no. 1, pp. 29-53, Mar. 2012.
- [18] J. S. Albus and A. Meystel, *Behavior generation in intelligent systems*. Department of Electrical & Computer Engineering - Philadelphia, 1997.
- [19] A. M. Turing, "Computing machinery and intelligence," *Mind*, pp. pp. 433-460, 1950.
- [20] C. Hartshorne, *Complete Works of Piece*. London: , 1931, p. pp.135.
- [21] M. May, "A Semiotic Framework for the Semantics of Digital Multimedia Learning Objects," in *14th International Conference of Image Analysis and Processing - Workshops (ICIAPW 2007)*, 2007, no. Iciapw, pp. 33-38.
- [22] A. Scherp and R. Jain, "An Ecosystem for Semantics," *IEEE Multimedia*, vol. 16, no. 2, pp. 18-25, Apr. 2009.
- [23] V. Damjanovic, D. Gasevic, V. B. Devediiic, and D. Djuric, "The semiotics contribution on the Web," in *2004 2nd International IEEE Conference on "Intelligent Systems". Proceedings (IEEE Cat. No.04EX791)*, 2004, no. June, pp. 244-249.
- [24] Y. Shi and K. Shi, "The research on semiotics applications in the internet time," *2008 9th International Conference on Computer-Aided Industrial Design and Conceptual Design*, pp. 806-811, Nov. 2008.
- [25] L. Resnyansky, "Online identity as a semiotic phenomenon," *2010 IEEE International Symposium on Technology and Society*, pp. 253-259, Jun. 2010.
- [26] S. Zhao-gang, "Analysis about Intelligence Evaluation Based on Computational Semiotics Theory," *2010 3rd International Conference on Information Management, Innovation Management and Industrial Engineering*, pp. 76-79, Nov. 2010.
- [27] A. Loula, R. Gudwin, C. N. El-Hani, and J. Queiroz, "Emergence of self-organized symbol-based communication in artificial creatures," *Cognitive Systems Research*, vol. 11, no. 2, pp. 131-147, Jun. 2010.
- [28] J. Caldwell, "Safety icons and usability: A Peircean reanalysis," in *2009 IEEE International Professional Communication Conference*, 2009, pp. 1-8.
- [29] N. Amare and A. Manning, "The Language of Visuals: Text + Graphics = Visual Rhetoric Tutorial," *IEEE Transactions on Professional Communication*, vol. 50, no. 1, pp. 57-70, Mar. 2007.
- [30] Albus, "The engineering of mind," in *Intelligent Systems Division - National Institute of Standards and Technology*, Gaithersburg: , 1998.
- [31] Gudwin, R. R. Umwelts and Artificial Devices – A reflection on the texto f Claus Emeche: Does a robot have umwelt?, 1998.
- [32] CLARION, Disponível em: <http://www.cogsci.rpi.edu/~rsun/clarion.html>. Acessado em: 15 de junho de 2012.