UMA ABORDAGEM SOBRE SISTEMAS INTELIGENTES

Felipe M. Almeida RA: 027763

Laboratório de Controle e Sistemas Inteligentes, Universidade Estadual de Campinas, 400, Cid. Univ. Zeferino Vaz.
13083-970, Campinas -SP, Brasil
Email: felipe@dmcsi.fee.unicamp.br

Resumo: Neste trabalho, apresenta-se uma abordagem teórica sobre sistemas inteligentes artificiais, incluindo seus paradigmas e alguns conceitos relacionados ao assunto. Esta abordagem visa apresentar uma introdução sobre os diferentes métodos "inteligentes" utilizados para a representação de sistemas.

Palavras-Chave: Sistemas Inteligentes, Inteligência Artificial, Simbolismo e Cognitivismo
.

1. Introdução

A compreensão dos fenômenos de inteligência e cognição natural está entre os grandes desafios atualmente. As pesquisas destes fenômenos abordam áreas desde a neurociência, passando pela psicologia e filosofia, indo até a inteligência artificial. O desenvolvimento e a implementação de sistemas inteligentes necessita de metodologias para o estudo destes fenômenos, o que se reverte no aperfeiçoamento e na criação de novas técnicas [Loula, 2004]. O que pode ser considerado um sistema inteligente é, no entanto, ainda bastante polêmico. Um subterfúgio permite identificar sistemas inteligentes de forma indireta. Considera-se um programa de computador inteligente quando realiza uma tarefa, que se fosse feita por um ser humano, seria considerada inteligente. Sistemas complexos não devem ser confundidos com sistemas inteligentes. Assim um robô manipulador que aplica pontos de solda na carroçaria de veículos, apesar de realizar uma seqüência complexa de movimentos, ter requisitos de operação em tempo real e segurança aguçados não é considerado inteligente. Este robô apenas repete uma seqüência de movimentos previamente armazenada. Falta a este sistema a capacidade de se adaptar a situações completamente novas. Uma das características de sistemas inteligentes é justamente a capacidade de aprender, de se adaptar a um ambiente desconhecido ou a uma situação nova. Um dos tópicos extensamente discutidos no desenvolvimento de sistemas inteligentes, assim como em outras áreas de estudo da cognição, é a representação de conhecimento. Esta entre representação e inteligência, no entanto, é alvo de intensa discussão [Brooks, 1991].

Uma das primeiras abordagens sobre sistemas inteligentes colocou a capacidade de manipulação de representações, como princípio único e necessário para inteligência [Newell;Simon, 1976]. Esta abordagem é conhecida como inteligência artificial clássica. Inicialmente a área de inteligência artificial esteve focada em processos cognitivos como linguagem e raciocínio, que inspiraram o desenvolvimento de sistemas de manipulação simbólica. Porém este enfoque ignorar processos cognitivos como sensoriamento e atuação. Esta dualidade tem marcado as pesquisas atualmente, são conhecidos como paradigmas distintos que emergiram para descrever a mente e os processos inteligentes que dela emanam: o paradigma simbólico e o paradigma conexionista. Os dois paradigmas têm como uma de suas maiores aspirações servir de modelos computacionais na construção de sistemas inteligentes artificiais, no entanto, abordam a questão de maneiras diferentes. Uma vez que nos deparamos diante de duas

abordagens diferentes para o mesmo problema – a construção de sistemas inteligentes artificiais – é plausível que se procure compará-las em todos os seus aspectos. Desta forma este trabalho realiza uma abordagem sobre sistemas inteligentes artificiais, incluindo seus paradigmas e alguns conceitos de pesquisa relacionados ao tema.

2. Teoria de Sistemas

A palavra sistema está presente em diversas áreas do conhecimento humano, tais como a biologia, a matemática, a química, a sociologia, a filosofia, a engenharia, a administração, a economia, entre outros[Almeida;Barreto, 2004]. Como exemplos, há o sistema numérico, o sistema nervoso, o sistema hidráulico, o sistema financeiro, o sistema de saúde, o sistema operacional de computadores, e infinitos outros tipos de sistemas.

Um sistema é um todo complexo ou organizado; uma montagem ou combinação de coisas ou partes que formam um todo complexo ou único. É um conjunto de elementos relacionados [Ohashi,2001]. Um sistema também é uma coleção de componentes acoplados para desempenhar uma certa função. Qualquer instrumento é um sistema e, de fato, cada um dos seus componentes é um sistema, bem como um conjunto de instrumentos acoplados para uma dada finalidade é um sistema. Em resumo, tudo que desejamos analisar constitui um sistema. Conceitos relacionados com os sistemas são importantes para seu melhor entendimento e alguns são destacados a seguir [Alter,1996]:

. **Objetivo :** O objetivo de um sistema é a razão da sua existência e o ponto de referência para medir seu sucesso;

. **Limite :** O limite de um determinado sistema define uma fronteira de separação entre o sistema e seu ambiente;

. **Ambiente :** O ambiente é tudo que é pertinente ao sistema e está fora dos seus limites;

. **Entradas :** As entradas são objetos físicos ou informações que saem de seu ambiente e cruzam os limites do sistema;

. **Saídas :** As saídas são objetos físicos ou informações que saem do sistema para seu ambiente.

A Figura 1 representa o conceito de sistemas como um conjunto de elementos relacionando-se entre si para formar um todo. O sistema está inserido em um ambiente, onde ocorrem fluxos de entradas e saídas a fim de cumprir um determinado objetivo.

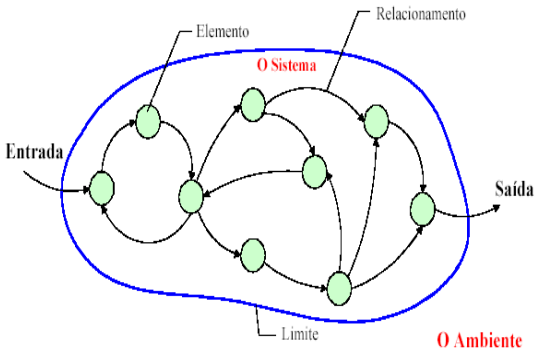

Figura 1: O conceito geral de sistema [Alter, 1996].

Existem muitas propostas para classificar os sistemas. Uma das primeiras tentativas de classificar sistemas [Boulding,1956], propôs abordagens para organizar os sistemas, tratando de reunir áreas empíricas em uma hierarquia de complexidade de organização de seus 'indivíduos' básicos ou unidades de comportamento, desenvolvendo um nível de abstração apropriado para cada uma. A Figura 2 mostra uma classificação utilizando a abordagem feita por Boulding, dividindo os sistemas em uma hierarquia com 8 níveis [Ohashi, 2001]:

Figura 2: Hierarquia de sistemas

A abordagem enfatiza primeiramente o todo (conjunto), depois considera suas partes e subsistemas (componentes), incluindo as

interações (inter-relações) entre eles e entre as partes e o todo.

3. MÉTODOS EM ENGENHARIA DO CONHECIMENTO

De acordo com a disponibilidade de dados e/ou teoria, diferentes métodos são indicados para a reprodução dos sistemas [Serra;Bottura, 2005a].

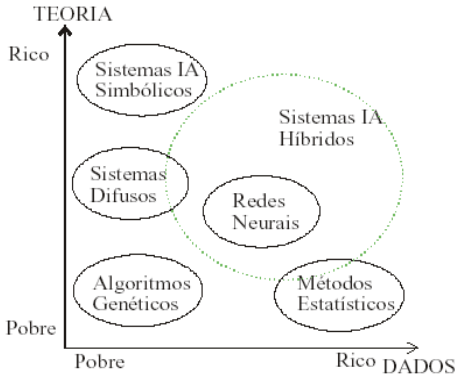

Figura 3 : Métodos de engenharia do conhecimento.

Quando existem apenas exemplos (amostras representativas) de um dado processo, sem regras que expliquem a sua geração, os métodos estatísticos permitem obter os melhores resultados. No extremo oposto do gráfico estão os métodos de Inteligência Artificial Simbólicos, como por exemplo, os sistemas especialistas. Neste caso o importante são as regras e o processo de inferência que permite resolver um certo problema. A teoria - lógica clássica baseada em axiomas - é muito bem estabelecida e prescinde de exemplos para a implementação do sistema especialista.

Muitas habilidades são aprendidas a partir de exemplos. Assim é natural estabelecer este "princípio didático" em um programa de computador para que este aprenda como fornecer a saída desejada em função de uma dada entrada. De certa forma, técnicas de inteligência computacional, basicamente oriundas da teoria de Sistemas Nebulosos (*fuzzy*), Redes Neurais Artificiais e Computação Evolutiva, são programas de computador capazes de processar dados numéricos e/ou informação lingüística, cujos parâmetros podem ser ajustados a partir de exemplos. Os exemplos representam o que estes sistemas devem responder quando sujeitos a uma entrada particular. Essas técnicas usam uma representação numérica do conhecimento, demonstram adaptabilidade e tolerância a erros.

Os algoritmos genéticos, uma das vertentes da computação evolucionária, por ser justificada exclusivamente pela heurística, está no canto inferior esquerdo do gráfico. Este método teve origem na esperança de que os processos de transmissão de material genético entre gerações de populações, levando eventualmente a indivíduos mais aptos, pudesse ser mimetizado em um programa de computador. Dado um conjunto inicial de possíveis soluções sub-ótimas estas podem ser combinadas ("cruzamento de material genético") sucessivamente ("gerações") até obter-se a solução ótima do problema.

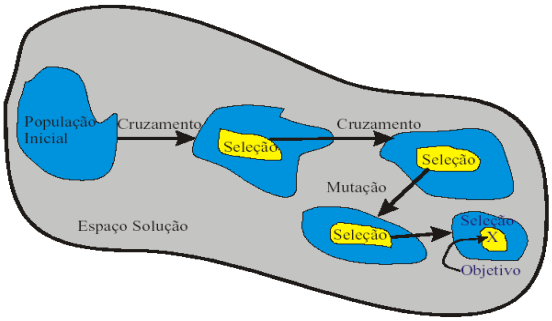

Figura 4 : Representação do método de algoritmo genético.

Os sistemas difusos, conhecidos como sistemas nebulosos, têm uma boa base teórica. Podem ser construídos a partir de regras formuladas por especialistas da aplicação em particular. Estes sistemas utilizam uma lógica multi-valorada que permite "graus de pertinência" A dificuldade de sua aplicação está muitas vezes justamente na escolha dos novos graus de liberdade obtidos[Gomide; Pedrycz, 1998].

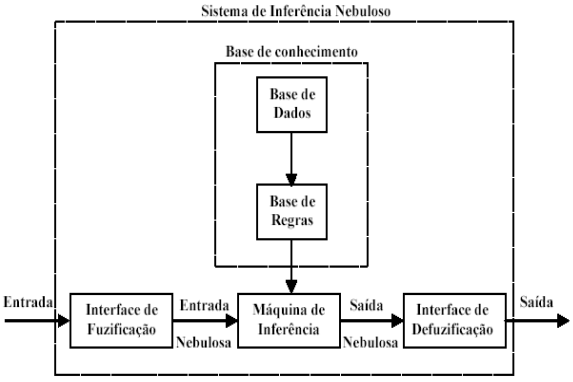

Figura 5 : Sistema de Inferência Nebuloso.

Os sistemas baseados em Redes Neurais Artificiais (RNA) ocupam uma região intermediária em relação ao gráfico Teoria x Dados. Estes sistemas exploram razoavelmente bem as amostras do processo. De fato uma das grandes vantagens desta abordagem é a possibilidade de treinamento das RNAs a partir dos dados. Não são necessárias regras ou uma teoria que descreva o processo, as RNAs simplesmente "aprendem" com os exemplos. Estes exemplos são apresentados sucessivamente à RNA, que se adapta um pouco a cada exemplo. O comportamento desejado é reforçado e o comportamento indesejado é reprimido até que o sistema realize a tarefa almejada[Serra;Bottura, 2005b]. Tarefas típicas para RNAs são a classificação de padrões e a aproximação de funções não lineares.

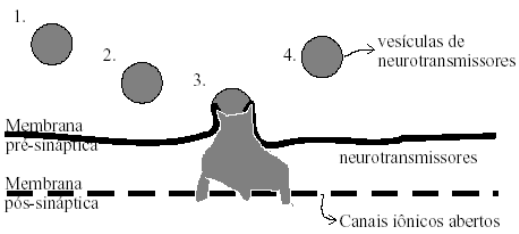

Figura 6 : Neuro-Transmissores.

Cada método apresentado possui aplicações para as quais fornece melhores resultados e situações em que não são indicados. Diversas implementações de produtos comerciais, como por exemplo sistemas de OCR ("*Optical Character Recognition*"), demonstraram que os melhores resultados podem ser obtidos da combinação pela diferentes métodos. Em OCR combinam-se métodos estatísticos com técnicas de extração de características ("*feature extraction*") e redes neurais artificiais.

4. Paradigma Simbolista versus Paradigma Conexionista

Para representar um sistema utilizando Inteligência Artificial, é preciso utilizar algum formalismo que o descreva em termos computacionais de forma a aplicar alguma técnica de inferência sobre a base formal do conhecimento.

Como dissemos, a Inteligência Artificial simbólica, é focada em processos cognitivos como linguagem e raciocínio, que inspiraram o desenvolvimento de sistemas de manipulação simbólica Na Inteligência Artificial conexionista, a resolução de problemas é basicamente resolvida através de mapeamento de sinais de entrada e sinais de saída pela propagação de restrições numéricas. Mesmo considerando isoladamente esses dois paradigmas da Inteligência Artificial, não existe neles uma técnica universal de resolução de problemas. Cada problema possui particularidades e se ajusta melhor a uma determinada técnica. Vejamos alguns casos [Bauchspiess, 2004]:

4.1 Percepção

Figura 7 – Quadro de Kanizsa, 1976

O quadro de Kanizsa ilustra a capacidade que temos em lidar com padrões incompletos. Neste caso "interpolamos" a informação que falta e vemos um quadrado branco. Este quadrado não existe formalmente e um programa de computador para interpretação de imagens muito provavelmente não o encontraria, por não existir um "elemento de quatro lados" nesta figura. Padrões incompletos ocorrem muitas vezes em engenharia na forma de sinais ruidosos e faz-se necessário reconstruir a informação original. As redes neurais artificiais podem ser treinadas para lidar com padrões incompletos.

4.2 Paradoxos

Epimenides, de Creta, afirmava: "Todos em Creta mentem". Como interpretar esta afirmação? Se Epimenides dizia a verdade, então de fato ele está

mentindo; se porém ele está mentindo, então a sua afirmação é verdadeira. É uma situação sem saída. Na lógica clássica não há solução para o paradoxo.

Nos sistemas nebulosos os paradoxos podem ser reduzidos a "meias verdades" ou "meias mentiras", como se queira, através de uma lógica de multi-valores. O verdadeiro (1) e o falso (0) são substituídos por "graus de pertinência" que podem assumir qualquer valor entre 0 e 1. O valor 0,5 descreve um paradoxo. Consideremos o conceito lingüístico "quente". Os seres humanos tomam decisões baseadas neste conceito. Existe portanto uma lógica, um formalismo, que permite operar com este conceito. Uma temperatura ambiente de 10°C com certeza não é "quente". Atribuímos a ela e a todos os valores de temperatura abaixo de 10°C o valor 0. Por outro lado há consenso de que 30°C é "quente". Atribuímos a esta temperatura o grau de pertinência 1 no conjunto das temperaturas quentes. Entre estes dois extremos podemos arbitrar uma transição suave. Ao ponto central, em 20°C pode ser atribuído o valor 0,5 quente. Isto é, em palavras, 20°C não é "quente" e também não deixa de sê-lo. Os sistemas nebulosos permitem operacionalizar estes conceitos lingüísticos construindo com elas um conjunto de regras e permitindo com elas a inferência, ou seja, a geração de fatos novos a partir de premissas.

4.3 Conjectura de Gödel

Kurt Gödel apresentou em 1931 uma conjectura que abalou a convicção matemática dominante. De maneira simplificada a conjectura de Gödel é: "Toda formulação axiomática livre de contradições da teoria dos números contém sentenças que não podem ser verificadas e tampouco negadas". Antes de Gödel imaginava-se ser possível provar ou negar qualquer sentença matemática partindo-se de axiomas. Caso isto fosse possível então programas de computador poderiam ser escritos para resolver qualquer problema que pudesse ser formalizado.

Douglas Hofstadter apresentou em 1979 uma ilustração para a conjectura de Gödel.

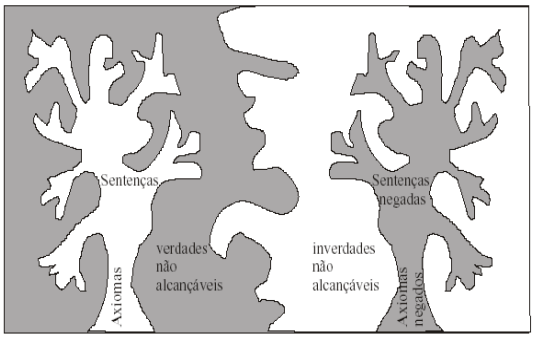

Figura 8 – Visualização do conjunto de sentenças verdadeiras, falsas, que podem ou não ser provadas.

A conjectura de Gödel nos leva a considerar que existam sistemas que funcionam de forma "correta", que, porém não podem ser reproduzidos por uma seqüência de passos lógicos e aritméticos, mais de uma forma heurística.

4.4 Aplicações

O paradigma simbólico se mostra mais adequado para tarefas de alto nível de abstração, como prova de teoremas e processamento de linguagem natural.

O paradigma conexionista oferece maior afinidade com tarefas de baixo nível de abstração, como reconhecimento de padrões e filtragem adaptativa de sinais.

Podemos dizer que não existe um modelo correto ou melhor para a representação ou processamento do conhecimento, em termos gerais; a preferência por um ou outro modelo depende do problema a ser abordado na aplicação da Inteligência Artifical. A combinação entre os paradigmas visa desenvolver novos agentes inteligentes, uma vez que estes, à medida que se expandem em complexidade, precisam lidar com tarefas diversificadas, que requerem técnicas de ambos os paradigmas. Esta visão tem feito surgir uma extensão da Inteligência Artificial designado ao estudo da integração dos modelos conexionistas e simbólicos visando a construção de agentes inteligentes.

5. Conclusões

Neste trabalho, visamos apresentar uma simples abordagem teórica sobre sistemas inteligentes artificiais, incluindo seus paradigmas e alguns conceitos importantes relacionados ao assunto. Esta abordagem apresentou uma introdução sobre os diferentes métodos "inteligentes" utilizados para a representação de sistemas.

Durante os quase cinqüenta anos de pesquisa desde que a Inteligência Artificial recebeu seu nome, o ser um humano aprendeu e desenvolveu muitas teorias e técnicas. Neste trabalho mal tocamos na riqueza e variedade de teorias e técnicas brilhantes desenvolvidas durante todo esse período. Parece fato que nosso aprendizado durante esse tempo todo deveu-se mais aos erros do que aos acertos. Isto só revela que o problema de obter inteligência em máquinas de forma a representar o sistema humano é realmente complexo. Se os sistemas simbólicos demonstram certas fraquezas, também os conexionistas tem a sua quota de problemas. Mas se há algo que realmente parece estar despontando como promissor no futuro é a compreensão de que inteligência é uma habilidade que requer contato íntimo e intenso com o mundo.

5. Referências

Almeida, F.M.;G. Barreto [2004]. "*Liquid Effluent Incineration: Contribution for its Modeling and Identification*". IEEE Sixth International Conference on Industrial Applications, October 12-15, Joinville-Brazil.

Alter, S. [1996]. *Information Systems: a management perspective*, Menlo Park: Benjamin Cummings.

Bauchspiess, A. [2004]. Introdução aos Sistemas Inteligentes. Tutorial de Apoio ao Curso ISI, ENE/Unb.*http://www.ene.unb.Br/Adolfo/ISI.html

Boulding, K. [1956]. General Systems Theory. *Administrative Science Quarterly*, 2(3): 197-208.

Brooks, R.A. [1991]. Intelligence without Representation. *Artificial Intelligence*, 47: 139-159.

Gomide, F.;W. Pedrycz [1998]. *An introduction to fuzzy sets, analysis and design*. MIT Press.

Loula, G. [2004]. *Comunicação Simbólica entre Criaturas Artificiais: Um experimento em Vida Artificial*. Dissertação de Doutorado, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas.

Newell, A.;H. A. Simon. [1976]. Computer science as empirical enquiry: symbols and search', *Communications of the ACM*, 19(3), 113-126,

Ohashi, E. A. M. [2001]. *Sistema de Informação Para Cooerdenação de Projetos deAlvenaria Estrutural*. Dissertação de Mestrado, Escola Politécnica, Universidade de São Paulo.

Serra, G.L.O.;C.P. Bottura [2005a]. "Multiobjetive Evolution Based Fuzzy PI Controller Design For Nonlinear Systems". *International Jounal Engineering Applications of Artificial Intelligence*, accepted for publication.

Serra, G.L.O.;C.P. Bottura [2005b]. "An IV-QR Algoritm for Neuro-Fuzzy Multivariable Identification". *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, accepted for publication.