

Exploração de Relações Isomórficas Entre Técnicas Simbólicas e Conexionistas da Inteligência Computacional

FÁBIO LOPES CAVERSAN¹
MARCO TÚLIO CARVALHO DE ANDRADE¹

EPUSP – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo
PCS – Departamento de Engenharia de Computação e Sistemas Digitais
KNOMA – Laboratório de Engenharia de Conhecimento
Av. Prof. Luciano Gualberto, Trav.3, no.158, CEP 05508-900, São Paulo – SP
Edifício Engenharia de Eletricidade, salas C2-42 e C2-37
¹(fabio.caversan,marco.andrade)@poli.usp.br

Resumo. Este trabalho apresenta uma discussão sobre uma linha de pesquisa na área de Inteligência Computacional, relacionada aos seus principais métodos de solução de problemas: Computação Nebulosa (CF), Computação Neural (CN) e Computação Evolutiva (CE). Nesta pesquisa são buscadas relações entre as três técnicas que permitam a tradução de problemas entre estes diferentes domínios, prospectando sinais que possam indicar que as três técnicas porventura sejam derivadas de uma única técnica fundamental. Como resultado desta ação um problema poderia ser modelado por uma técnica, ter este modelo convertido para outra técnica, ser resolvido com esta segunda técnica e posteriormente ser reconvertido para a primeira técnica.

Palavras-Chave: Inteligência Computacional, Computação Nebulosa, Computação Neural, Computação Evolutiva, Inteligência Artificial.

Isomorphic Relations Exploration Between Symbolic and Connectionist Techniques of Computational Intelligence

Abstract. This paper address a discussion about a research field in Computational Intelligence, related to their main methods of problem solving: Fuzzy Computing (FC), Neural Computing (NC) and Evolutionary Computing (EC). This work intend searching relations between the three techniques, allowing the translation of problems among these different domains, and prospecting signs that might indicate that the three techniques might be derivated from a fundamental unique technique. As the result of this action any problem could be modelled by one of the techniques, be converted to another technique, after that be solved by this second technique and finally be converted back to the original technique.

Keywords: Computational Intelligence, Fuzzy Computing, Neural Computing, Evolutionary Computing, Artificial Intelligence.

(Recebido para publicação em 25 de janeiro de 2005 e aprovado em 22 de março de 2005)

1 Introdução

A Inteligência Artificial (IA) possui uma vasta abrangência e relações com diversas áreas do conhecimento. Pode ser vista como a ciência cujo objetivo é compreender e construir entidades inteligentes [11].

A definição formal de IA, entretanto, não é tão simples e clara. As controvérsias surgem, em geral, devido à dificuldade da definição do próprio atributo *Inteligência*. Na história da IA diversas abordagens foram propostas, e este trabalho está diretamente relacionado a duas delas. A abordagem conexionista busca a obtenção da *Inteligência* construindo sistemas através de modelos das unidades constituintes do cérebro, cujos principais representantes são os neurônios. A abordagem simbólica, em contrapartida, concentra-se em um nível de abstração mais alto no qual o cérebro manipula símbolos (comportamento), e não sua estrutura básica.

Recentemente destacou-se na IA um sub-campo denominado Inteligência Computacional (IC). Esta nova perspectiva explora o potencial de criação de soluções através da simulação de características subjacentes aos seres biologicamente constituídos. Pode-se destacar três áreas principais dentro da IC: Computação Nebulosa (Fuzzy), Computação Neural e Computação Evolutiva [4].

Vislumbrou-se a possibilidade destas três técnicas de IC apresentarem um certo grau de equivalência, e da provável existência de um conjunto de regras e transformações que possam traduzir um problema de um domínio para outro, e vice-versa [1].

A definição destas relações possibilitaria a abertura de novos horizontes na área de IC, no tratamento de um problema, nas suas diferentes etapas, em domínios diferentes, e até mesmo da possibilidade de se estabelecer um modelo unificado da IC, um modelo fundamental do qual as técnicas citadas seriam derivadas.

1.1 Objetivos

Este trabalho abrange a apresentação dos argumentos que sustentam a hipótese da existência de isomorfismos entre as técnicas da IC e da proposta de novas abordagens e modelos para a busca das relações entre seus métodos. O foco principal deste trabalho está nas relações entre CF e CN, representantes das abordagens simbólicas que modelam comportamento humano (mente) e conexionistas, que modelam a sua estrutura (cérebro). Apresentam-se também propostas para investigação destas relações com CE.

1.2 Motivação

A idéia original que motivou este trabalho foi a constatação da possibilidade da existência de

isomorfismos entre as técnicas de IC [1]. Trabalhos anteriores em outras áreas já apresentavam indícios da existência de algumas relações. Por exemplo o modelo ANFIS é capaz de mapear entradas e saídas baseadas em conhecimento humano ou em dados de entrada e saída, características de CF e CN, respectivamente [8].

A modelagem de sistemas utilizada pela comunidade de redes de crença e a modelagem utilizada pela comunidade de redes neurais são equivalentes. Demonstra-se que uma Rede Bayesiana simples utilizada para classificação pode ser vista como uma rede neural [9]. Alguns pesquisadores incluem sob a égide da IC a Computação Probabilística (CP), que abrange as Redes Bayesianas [2].

Foi comprovada também a equivalência de representação de conhecimento entre autômatos finitos nebulosos e redes neurais recorrentes [6].

Modelos híbridos, que mesclam as três técnicas, vêm sendo utilizados na solução de diversos problemas onde as características de uma técnica isolada são insuficientes [2]. Existem, entretanto, deficiências no processo de modelagem em relação ao uso adequado de cada técnica, métricas para avaliação de desempenho, entre outras. A pesquisa de relações isomórficas entre as técnicas pode auxiliar a resolver estes problemas.

As relações entre CF e CN, em particular, apresentam um atrativo adicional que transcende a própria IC. Atualmente a ciência busca modelos que possam explicar as relações entre cérebro e mente, no campo de pesquisa denominado neurofilosofia [3]. A modelagem do cérebro é característica da abordagem conexionista, através da CN. A modelagem da mente, por sua vez, é característica da abordagem simbólica que pode ser representada pela CF. Os resultados da neurofilosofia podem auxiliar na evolução dos modelos, conceituação de termos e definição de rumos de pesquisa para a IC.

2 Inteligência Computacional (IC)

A Inteligência Computacional (IC) pode ser vista como um conjunto de técnicas que visa explorar o potencial de se criar máquinas inteligentes, através da modelagem de características subjacentes aos seres biologicamente inteligentes [4]. Suas principais áreas constituintes podem ser observadas na figura 1.

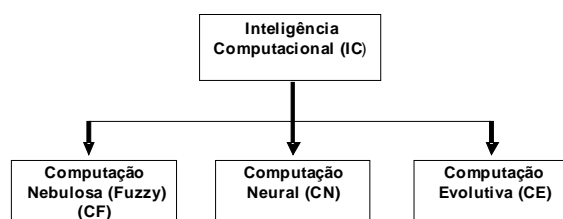


Figura 1: Áreas da Inteligência Computacional.

2.1 Computação Nebulosa (CF)

A razão humana é capaz de extrair de um amplo conjunto de informações apenas o que é relevante na solução do problema, com um mínimo grau de precisão. Para tratar de problemas que o ser humano pode resolver, é preciso uma abordagem que não utilize a precisão, o rigor e o formalismo matemático, e sim uma abordagem tolerante à falhas e verdades parciais [14].

A Lógica Nebulosa (ou Lógica Fuzzy), baseada nos Conjuntos Nebulosos [13], permite este tratamento baseado em valores qualitativos e não quantitativos, utilizando variáveis lingüísticas e não numéricas, para representar o problema e as regras utilizadas para resolvê-lo. Ainda que utilize estas etiquetas de linguagem, esta abordagem permite tratar de maneira categórica algumas questões imprecisas ou mal definidas.

Considerando-se uma determinada variável lingüística *peso*, os valores que ela poderia assumir seriam valores lingüísticos ou conjuntos nebulosos, exemplificados na figura 2.

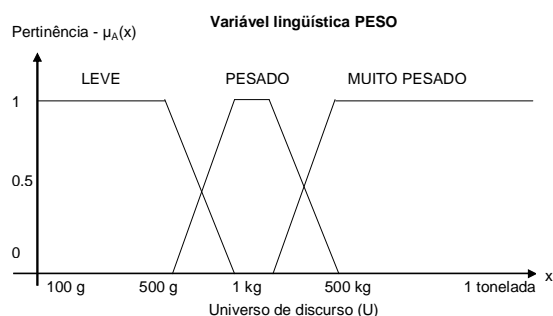


Figura 2: Possíveis valores lingüísticos para variável lingüística *peso*.

As soluções que se utilizam de CF tipicamente são modeladas através de conhecimento especialista sobre o problema, e este conhecimento é representado e passado através de regras lingüísticas, do tipo:

“- Se este objeto é leve então sua velocidade deve ser alta.”

Generalizando a forma destas regras, temos a sentença: “SE *x* é A ENTÃO *y* é B”, onde “*x* é A” é o antecedente e “*y* é B” é o conseqüente. Quando o antecedente ou o conseqüente são asseverações lingüísticas, então esta regra é dita lingüística ou nebulosa.

A partir de variáveis e regras lingüísticas pode-se construir sistemas para solução de problemas de forma lingüística ou simbólica, que representam o comportamento humano de forma mais fiel que os sistemas que trabalham em termos numéricos.

Em suma, a CF permite a realização da *Computação com Palavras* [15]. É possível, através do conhecimento de um especialista sobre o comportamento de um

sistema, definir conjuntos e regras nebulosas, qualitativas, que podem resultar em respostas nebulosas ou categóricas (quantitativas).

2.2 Computação Neural (CN)

Com o intuito de imitar a capacidade humana de aprendizagem, através de estruturas semelhantes à rede neural biológica, surgiram as Redes Neurais Artificiais (RNAs). Estas, por sua vez, são uma forma de programação não algorítmica, baseada em processamento distribuído paralelo de suas unidades, os neurônios artificiais [7].

Um ser humano nasce com bilhões de neurônios, cada um deles interconectado com outros milhares, formando uma imensa rede de processamento distribuído. A criação e modificação destas conexões garantem ao homem a capacidade de aprender, armazenar, generalizar e utilizar conhecimentos através da experiência.

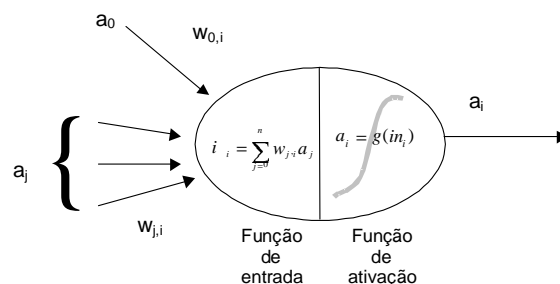


Figura 3: Modelo de neurônio artificial.

A figura 3 [11] representa um modelo de neurônio artificial. As entradas, correspondentes aos dendritos dos neurônios biológicos, estão representadas pelas variáveis a_j . As ligações sinápticas entre os axônios dos outros neurônios e os dendritos deste são representadas pelos pesos $w_{j,i}$. A ativação da saída representada por a_i só ocorre se a função de ativação, que é uma somatória das entradas ponderadas pelos seus respectivos pesos, limitada a um intervalo, exceder um determinado limiar. A alteração dos pesos dos neurônios artificiais simula, ainda que de maneira rudimentar, o processo de aprendizado humano, já que a modelagem precisa do cérebro com seus bilhões de neurônios ainda está muito acima da capacidade de qualquer sistema digital existente.

A partir do modelo de um neurônio artificial podem ser construídas as RNAs, que são neurônios artificiais interconectados simulando a estrutura neural biológica.

2.3 Computação Evolutiva (CE)

Nas abordagens que podem ser classificadas como CE, a teoria da evolução das espécies é adaptada para modelos computacionais. Uma população de determinada espécie é vista como um conjunto de candidatos à solução para

um determinado problema, que gera descendentes, como no processo natural. No caso de sistemas digitais o processo envolve técnicas de variação aleatória para simular os processos de herança e mutação existentes na natureza. Um diagrama que exemplifica o processo pode ser visto na figura 4 [1].

Na nova população, os indivíduos que melhor se aproximam à solução do problema em questão são mantidos, enquanto os outros são descartados. Se a nova população atende a solução esperada, o problema termina, caso contrário, uma nova população é gerada e o processo continua.

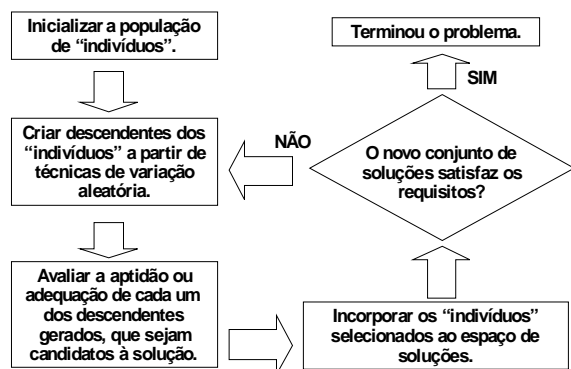


Figura 4: Exemplo de execução de um algoritmo em CE.

2.4 Aplicações Híbridas

Cada uma das áreas da IC apresenta características úteis para resolver certos tipos de problemas. No caso de problemas complexos, combinações das áreas podem apresentar resultados melhores que a aplicação isolada de uma técnica. A figura 5 apresenta um esquema que ilustra a tendência de utilização de aplicações híbridas no contexto atual dos métodos de IC.

Tipicamente tem-se unido a capacidade de representação lingüística de CF, aprendizado de CN e capacidade de otimização de CE.

Atualmente os modelos híbridos vêm sendo aplicados a diversos problemas complexos, com resultados promissores, que têm levado os pesquisadores a estudos mais aprofundados sobre as três técnicas e suas potencialidades conjuntas. Essa explosão de aplicações é mais uma justificativa para a pesquisa das relações e transformações entre as técnicas.

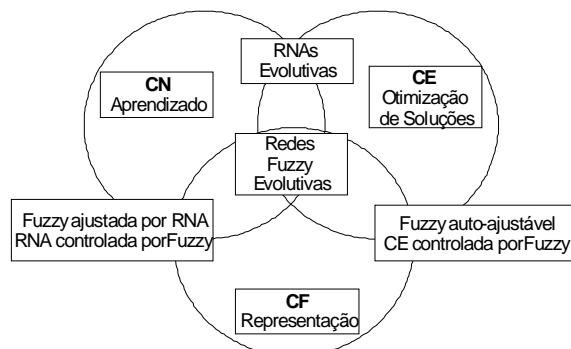


Figura 5: Aplicações híbridas de IC.

3 Isomorfismos Dentro da IC

Um isomorfismo é uma relação entre dois sistemas que permite mapear cada elemento e/ou operador pertencente ao domínio de um sistema para um elemento e/ou operador pertencente ao outro, e vice-versa.

Sabe-se que a teoria clássica de conjuntos, a álgebra booleana e a lógica proposicional são isomorfas, tornando qualquer teorema de um sistema válido nos outros. Existe a possibilidade de transportar-se um problema de um domínio para outro, tratá-lo com os teoremas existentes neste outro domínio, e trazê-lo novamente para o domínio original.

Em uma área relativamente nova como a IC, onde muitos teoremas e modelagens diferentes ainda estão sendo propostos, o estabelecimento de relações isomórficas entre suas principais estruturas auxiliaria muito o processo de pesquisa. A existência de tais isomorfismos poderia indicar que as técnicas existentes seriam casos particulares de um modelo unificado, que representaria de maneira mais completa a área de IC.

3.1 O Diagrama de Gajski-Kuhn

Para realizar a busca de isomorfismos entre as três técnicas de IC, deve-se primeiro estabelecer uma metodologia de pesquisa. Pode-se utilizar o Diagrama de Gajski-Kuhn (DGK), devido à analogia que pode ser feita entre seus eixos e as técnicas de (IC).

O DGK [5] é uma ferramenta utilizada para representação de sistemas digitais, que consiste de um diagrama com três eixos, conforme apresentado na figura 6, que representam três maneiras diferentes de se analisar um sistema digital:

- **Funcional (comportamental):** o que um determinado circuito faz, representado, por exemplo, utilizando-se expressões booleanas.
- **Estrutural:** apresenta os componentes (lógicos) através dos quais o circuito pode ser descrito sem os detalhes físicos, como portas lógicas, por exemplo.
- **Geométrica:** a representação física que representa a estrutura espacial que será montada através da especificação estrutural.

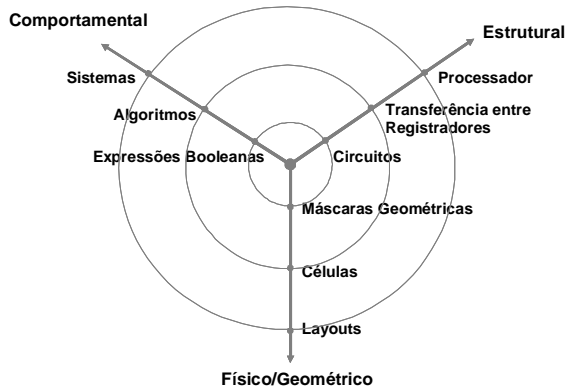


Figura 6: Diagrama em Y de Gajski & Kuhn (Original).

O centro do diagrama representa um nível mais baixo de abstração, chegando aos componentes fundamentais de cada eixo. O nível de abstração aumenta conforme se afasta do centro, chegando à representação de um sistema completo. Os círculos concêntricos representam níveis equivalentes de abstração, partindo do centro (concretos) até os círculos mais externos (abstratos).

Os pontos indicados no diagrama são chamados de pontos notáveis, e representam pontos discretos bem definidos dos sistemas digitais, servindo como base para definir os níveis de abstração equivalentes.

Uma característica importante do diagrama é a existência de operações que levam de um ponto notável para outro, que pode ou não estar em um mesmo eixo. Um exemplo é a síntese funcional, que propõe transportar o projeto do eixo comportamental (representado através de algoritmos) para o próprio eixo comportamental, representado em níveis de abstração inferiores (como máquinas de estados ou equações lógicas), ou ainda para o eixo estrutural (no nível de transferência de registradores ou portas lógicas) [12].

A definição dos pontos notáveis pode ser diferenciada dependendo do problema a ser tratado, pois cada problema tem características relevantes diferentes. Levando-se em consideração o problema de representação de sistemas de IC, foi proposto um DGK para a pesquisa das características das técnicas de IC, apresentado na figura 7.

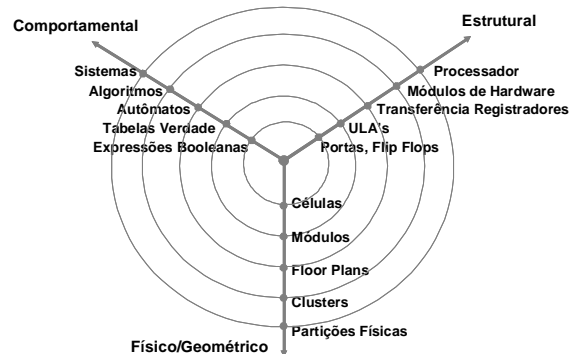


Figura 7: Diagrama de Gajski & Kuhn (Base para IC).

3.2 O DGK da IC

O DGK pode ser adaptado para a área de IC, onde se observam as seguintes similaridades:

- **Eixo comportamental:** pode ser associado à CF, pois esta tem o foco em expressões linguísticas obtidas de conhecimento especialista sobre o comportamento do sistema. Podem ser vistos como uma *caixa preta*, com comportamento conhecido, mas a estrutura interna do sistema e suas propriedades estão ocultas.
- **Eixo estrutural:** pode ser associado aos sistemas de CN, que são modelados utilizando uma estrutura baseada no cérebro humano, de maneira explícita, mas cujo comportamento é implícito. Podem ser vistos como uma *caixa branca*, onde a estrutura está exposta, mas o comportamento e as propriedades estão ocultos.
- **Eixo geométrico:** pode ser associado a técnicas de CE, que são baseados em representações matemáticas das propriedades biológicas dos indivíduos. As propriedades são expostas, mas seu comportamento e estrutura são ocultos, possibilitando a associação com uma *caixa cinza*.

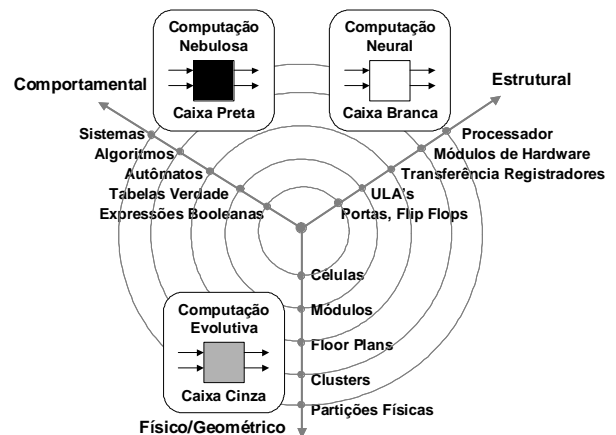


Figura 8: Diagrama G&K estendido para IC.

Com base nestas observações pode-se obter um DGK estendido para a IC, mostrado na figura 8 [1]. Ao representar os sistemas de IC desta maneira, as

funcionalidades do DGK original podem auxiliar na busca por isomorfismos, através do estabelecimento de pontos notáveis mais compatíveis com as técnicas de IC, e de operações que transportem o problema de um ponto notável para outro, para um mesmo nível de abstração ou para outro, como é possível no diagrama original.

A próxima etapa para o estabelecimento de um modelo para buscar os isomorfismos da IC é a definição dos pontos notáveis específicos das técnicas de CF, CN e CE.

3.3 Pontos notáveis no DGK da IC

Para estabelecer-se os pontos notáveis das técnicas de IC, e posteriormente pesquisar as relações entre os mesmos, a primeira abordagem foi partir do DGK original. Durante o processo de pesquisa, entretanto, surgiram novas idéias de modelagem para o diagrama.

Dois propostas mais próximas do DGK são apresentadas: A primeira proposta está mais ligada aos pontos notáveis existentes no DGK original; a segunda sugere pontos completamente novos mais aderentes às técnicas de IC.

Além destas propostas, duas abordagens que modificam estruturalmente o DGK original foram sugeridas, e são abordadas na subseção 3.4.

3.3.1 Pontos notáveis baseados no DGK

Esta abordagem visa encontrar nas técnicas de IC pontos que sejam equivalentes aos pontos notáveis utilizados no DGK, sendo que para cada técnica seu eixo correspondente no DGK é utilizado.

O primeiro eixo analisado foi o comportamental, bem como sua técnica correspondente, a CF. Podem-se traçar alguns paralelos com elementos da CF:

- **Sistemas:** Equivale a um Sistema de Inferência Nebuloso (SIN), com a capacidade de representação e processamento de conhecimento lingüístico.
- **Algoritmos:** É possível, com a teoria de conjuntos nebulosos, a criação de algoritmos nebulosos [14].
- **Autômatos:** Foram propostos Autômatos Finitos Nebulosos, que são autômatos com transições nebulosas [6].
- **Tabelas Verdade:** em lógica nebulosa pode ser vista como uma tabela N-dimensional, pois um conjunto de variáveis de entrada e saída é nebuloso.
- **Expressões Booleanas:** expressões nebulosas, com seus operadores e relacionamentos bem definidos pela teoria dos conjuntos nebulosos [13].

Notou-se, entretanto, que pontos de grande relevância para a área de IC não foram considerados, por não possuírem equivalente direto no DGK que é utilizado com sistemas digitais. Foi proposto, então, outro conjunto de pontos mais aderente às características que se pretende estudar.

3.3.2 Pontos notáveis baseados na IC

Uma nova abordagem, que se utiliza apenas da arquitetura do DGK, com três eixos, níveis de abstração e pontos notáveis, foi proposta. Procurou-se estabelecer como pontos notáveis elementos relevantes na modelagem de sistemas de IC, sem a preocupação da equivalência com o DGK original. Os pontos notáveis escolhidos, relevantes para cada uma das técnicas, são apresentados na figura 9.

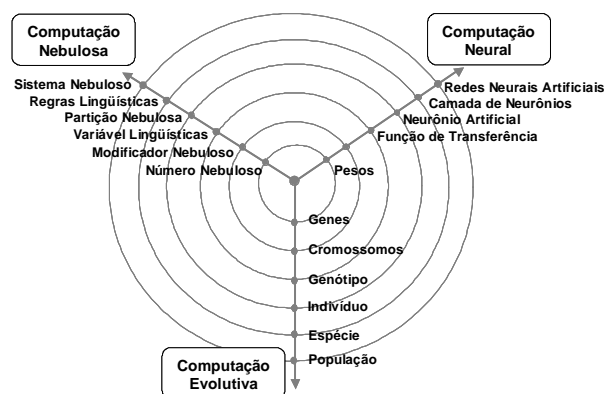


Figura 9: Diagrama da IC.

No caso de CF, os seguintes elementos foram considerados: Número Nebuloso, Modificador Nebuloso, Variável Lingüística, Partição Nebulosa, Regras Lingüísticas, Algoritmo Nebuloso e Sistema de Inferência Nebuloso.

Para as técnicas de CN, os elementos escolhidos foram: Pesos dos Neurônios Artificiais, Função de Transferência, Neurônio Artificial, Camada de Neurônios Artificiais e Redes Neurais Artificiais.

Finalmente, nas técnicas de CE os elementos escolhidos foram: Genes, Cromossomo, Genótipo, Indivíduo (fenótipo), Espécie e População.

Pretende-se estudar de forma mais aprofundada cada ponto notável e os níveis de abstração, para verificar as transições que podem existir. Durante o estudo, surgiu também a hipótese da impossibilidade da existência de um isomorfismo completo entre as técnicas: somente um ou poucos pontos notáveis permitiriam transportar problemas entre os diferentes domínios. Ainda assim, o diagrama da IC é uma ferramenta útil para o estudo e análise destas relações.

3.4 Novos modelos de Diagrama da IC

A definição dos pontos notáveis das técnicas de IC resultou em duas novas propostas de modelos de diagramas, que podem ser mais aderentes às características das técnicas.

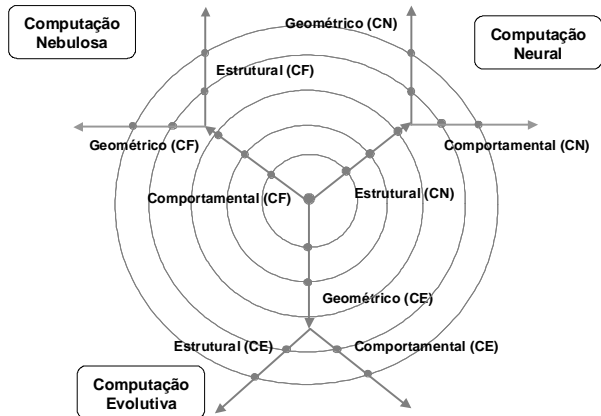


Figura 10: Diagrama da IC com 9 eixos.

A primeira abordagem sugere que cada técnica da IC possui, individualmente, as características estruturais, comportamentais e geométricas. Em cada uma das técnicas, uma destas características está exposta, o que não inibe a existência das outras. Sendo assim, um diagrama modificado foi proposto para melhor representar este comportamento (figura 10).

Este novo modelo sugere que as técnicas com comportamento oculto (CN e CE), por exemplo, possuem um comportamento próprio diferente da técnica com comportamento exposto (CF). Sendo assim, no exemplo citado, seria possível transportar o problema de um ponto notável de comportamento da CF para um ponto de comportamento da CN antes de converter efetivamente para o eixo estrutural, que é exposto nesta técnica.

A segunda idéia formulada sugere que as técnicas de IC possam levar a um quarto eixo, que representa melhor o comportamento inteligente que as outras três técnicas procuram simular, impossibilitando realizar transformações diretas entre as técnicas, que seriam então constituintes de uma técnica mais generalizada.

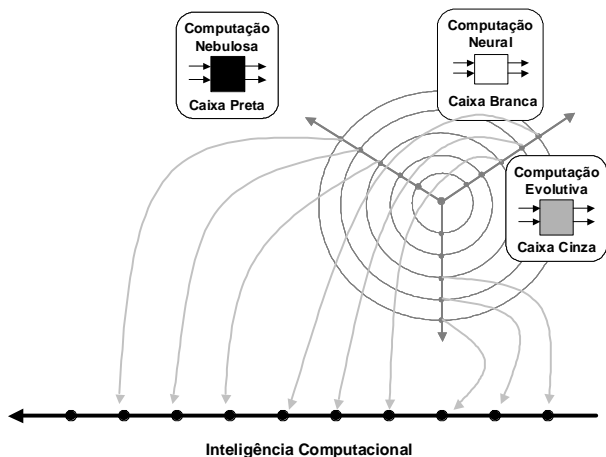


Figura 11: Diagrama da IC com quarto eixo.

Esta abordagem, representada na figura 11, merece atenção especial, visto que guarda uma certa similaridade com os modelos híbridos que vêm ganhando força na área de IC.

4 Considerações Finais

A área de IC é relativamente nova e possui muitos elementos constituintes (componentes) definidos de maneira imprecisa. Também incorpora muitas técnicas que provaram sua eficácia de forma empírica. Ao mesmo tempo vem demonstrando grande importância, e certos problemas atualmente só encontram solução através de suas técnicas, usadas isoladamente ou com modelos híbridos.

No estágio atual o trabalho apresenta-se descrito em um alto nível de abstração, baseado em idéias e indícios fortes, mas ainda sem a cobertura formal e a sustentação teórica necessárias. Os diagramas DGK não possibilitam uma representação completa e definitiva do isomorfismo entre as técnicas de IC. Porém o material exposto é suficiente para o propósito de indicar e analisar caminhos possíveis.

Esta situação é similar à pesquisa desenvolvida por Faraday, que foi utilizada décadas mais tarde por Maxwell para definir o formalismo matemático no qual se baseia a teoria eletromagnética clássica [10]. O trabalho encontra-se em um momento mais conceitual e empírico (Faraday) e todavia sem a definição precisa do arcabouço matemático necessário (Maxwell).

As abordagens apresentadas e analisadas são indícios sólidos de que a busca por pontos notáveis aderentes a cada técnica e operações de translação de modelos de problemas entre eixos podem ser identificados e formalizados por meio de estruturas matemáticas.

5 Referências

- [1] Andrade, M. T. C. de. *Uma Contribuição à Pesquisa em Inteligência Computacional*. Tese de Livre Docência, EPUSP, São Paulo, 2002.
- [2] Bonissone, P. P.; Chen, Y.; Goebel, K.; Khedkar, P. S. Hybrid Soft Computing Systems: Industrial and Commercial Applications. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 87, No. 9, 1999, 1641-1667.
- [3] Churchland, P. *Neurophilosophy: toward a Unified Science of the Mind/Brain*. The MIT Press, 1986.
- [4] Fogel, D. B.; Fukuda, T.; Guan, L.; Scanning the Special Issue/Technology on Computational Intelligence. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 87, n° 9, 1999, 1415-1422.
- [5] Gajski, D. D.; Kuhn, R. H. New VLSI Tools, *IEEE Computer*, Vol. 16, n° 12, 1983, 11-14.
- [6] Giles, L. C.; Omlin, C. W.; Thorber, K. K. Equivalence in Knowledge Representation: Automata, Recurrent Neural Networks, and

Dynamical Fuzzy Systems. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 87, No. 9, 1999, 1623-1640.

- [7] Haykin, S.; Engel, P. M. *Redes Neurais: Princípios e prática*. 2ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.
- [8] Jang, J. R. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System, *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics*, Vol. 23, nº 3, 1993, 665-685.
- [9] Jordan, M. I. Why the logistic function? A tutorial discussion on probabilities and neural networks. *Computational Cognitive Science - Technical Report 9503*, MIT, 1995.
- [10] Ramachandran, V. S.; Blakeslee, S.; “Fantasmas no Cérebro - Uma Investigação dos Mistérios da Mente Humana”; Editora Record, 2002.
- [11] Russel, S. J.; Norvig, P.; *Inteligência Artificial*. Elsevier Editora, Rio de Janeiro, 2004.
- [12] Wagner, F. R.; Jansh-Pôrto, I.; Weber, R. F.; Weber, T. S. *Métodos de Validação de Sistemas Digitais*. VI Escola de Computação, Campinas, São Paulo, 1988.
- [13] Zadeh, L. A. Fuzzy Sets. *Information and Control*, Vol. 8, 1965, 338-353.
- [14] Zadeh, L. A. Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes, *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics*, Vol. 3, 1973, 28-44.
- [15] Zadeh, L. A. Fuzzy Logic = Computing with Words, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 4, nº 2, 1996, 103-111.