

Análise, Sob o Ponto de Vista de Adaptatividade, de Sistemas Híbridos em Inteligência Computacional: Algoritmos Genéticos & Sistemas Nebulosos

(06 Novembro 2008)

M. A. P. Burdelis, M. T. C. Andrade

Resumo— Este trabalho apresenta uma análise de sistemas híbridos envolvendo Computação Evolutiva (CE) e Computação Nebulosa (ou Fuzzy) (CF), sob o ponto de vista de adaptatividade. Analisa também a utilização de Tabelas de Decisão Adaptativas para simular Algoritmos Genéticos. Além disso, uma visão do panorama atual de pesquisas por relações e transformações entre modelos descritos por três diferentes técnicas de Inteligência Computacional (IC) - Computação Nebulosa (ou “Fuzzy”), Computação Neural e Computação Evolutiva - é apresentada.

Palavras Chave— Dispositivos Adaptativos; Algoritmos Genéticos; Sistemas Nebulosos; Sistemas Híbridos; Adaptatividade; Inteligência Computacional; Inteligência Artificial.

I. INTRODUÇÃO

O conceito de Adaptatividade, segundo [17], corresponde a: “a capacidade que tem um sistema de, sem a interferência de qualquer agente externo, tomar a decisão de modificar seu próprio comportamento, em resposta ao seu histórico de operação e aos dados de entrada”. Ainda segundo [17], entende-se como “Tecnologia Adaptativa” (TA) a aplicação da adaptatividade com fins práticos. Este conceito, consideravelmente simples, possui uma vasta gama de aplicações, como por exemplo: o reconhecimento de padrões [6], síntese de voz [22], e até mesmo arte por computador [3], entre outros. Segundo [16], a Inteligência Artificial (IA) é um campo que pode ser fortemente beneficiado pela Tecnologia Adaptativa (TA), pois dispositivos adaptativos possuem mecanismos para adquirir, representar e manipular conhecimento.

A Inteligência Artificial (IA) corresponde a um ramo consideravelmente recente da ciência, e pode ser vista, segundo [7] como a ciência cujo objetivo é compreender e construir “entidades inteligentes” (conforme consenso

entre diversos livros modernos). Para atingir este objetivo, existe uma vasta gama de técnicas e abordagens. Basicamente, dentro do ramo da ciência denominado “Inteligência Artificial”, duas famílias de técnicas podem ser encontradas: a “Inteligência Artificial Clássica”, e a “Inteligência Computacional”.

A IA Clássica faz uso de quaisquer meios necessários na tentativa de projetar entidades inteligentes, sem se limitar aos métodos naturais inerentes aos seres vivos [9]. Sendo assim, pode fazer uso de técnicas como: métodos heurísticos, lógica simbólica, conhecimento encapsulado, etc. (técnicas não baseadas originalmente na inteligência dos seres biologicamente constituídos).

Recentemente, a Inteligência Computacional (IC) surgiu como um campo derivado do campo original de IA. Este ramo busca explorar o potencial de criação de soluções pela simulação de características dos seres inteligentes biologicamente constituídos. Segundo [8], a IC abrange os campos de Computação Neural (CN), Computação Evolutiva (CE), e Computação Nebulosa (ou Fuzzy) (CF) – as quais são áreas amplamente aceitas como componentes da IC, também segundo [9]. A IC também abrange outras técnicas, entre elas, segundo [8]: “Computação baseada em DNA”, e “Computação Quântica”.

A CF surgiu baseada na Teoria de Conjuntos Nebulosos lançada em 1965, com a publicação de [21]. Esta teoria tem por objetivo viabilizar a modelagem de sistemas vagos e mal-definidos, dos quais não se possui muitas informações precisas. Este tipo de modelagem é obtido tentando-se imitar o raciocínio humano, aproximado e sem precisão numérica.

A CN se baseia em conclusões do estudo dos tecidos celulares do cérebro de seres vivos, em particular nas estruturas de neurônios interconectados. Pela construção de modelos matemáticos, estruturalmente inspirados na estrutura de tecidos cerebrais, obtêm-se as Redes Neurais Artificiais (RNAs). Estas RNAs são entidades de processamento paralelo e distribuído, com capacidade de adaptação, e que podem ser utilizadas para diversas aplicações, como reconhecimento de padrões (por ex: reconhecimento de imagens); classificação de dados; bancos de dados; entre outros [12].

Finalmente, a CE se apóia na teoria da evolução das

O presente trabalho foi realizado com apoio do CNPq, Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - Brasil.

M. A. P. Burdelis é mestrando da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, em Engenharia de Eletricidade, com área de concentração em Sistemas Digitais, e linha de pesquisa em Inteligência Artificial. E-mail: mauricio.burdelis@poli.usp.br

M. T. C. Andrade é professor livre-docente do Laboratório de Engenharia de Conhecimento (KNOMA), vinculado ao Departamento de Engenharia de Computação e Sistemas Digitais da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. E-mail: marco.andrade@poli.usp.br

espécies. Na própria natureza, um mecanismo de seleção de indivíduos faz com que sobrevivam apenas os seres vivos mais bem-adaptados ao meio ambiente (ou seja, “apenas os mais fortes sobrevivem”). Entre os indivíduos sobreviventes, ocorrem cruzamentos e mutações, que podem gerar novos indivíduos ainda mais aptos (ou menos aptos). Sobre a nova população, novas seleções acontecem, e pela repetição deste processo, obtém-se a evolução dos indivíduos. Na computação evolutiva, um problema a ser resolvido corresponde ao meio ambiente, e a população de indivíduos é, na realidade, uma população de soluções (candidatas à solução final do problema em questão). Algoritmos Genéticos (AGs) correspondem a uma abordagem específica de CE, proposta originalmente em [14].

Este artigo apresenta alguns sistemas híbridos envolvendo CE e CF, os quais vêm sendo construídos e estudados para a pesquisa por relações e transformações entre estas duas técnicas de IC, como parte de uma linha de pesquisa maior, proposta em [1] – a qual busca relações de equivalência entre modelos construídos utilizando-se cada uma das três técnicas: CF, CE e CN. Estes sistemas híbridos são analisados sob o ponto de vista de Adaptatividade.

II. TECNOLOGIA ADAPTATIVA

A Tecnologia Adaptativa (TA) corresponde a um conceito que envolve o estudo de técnicas, modelos e ferramentas, que possibilitam que um sistema computacional tenha a capacidade de, segundo [17]:

- (1) modificar seu próprio comportamento;
- (2) realizar esta modificação de forma autônoma;
- (3) realizar esta modificação em resposta a:
 - a. seu histórico de operação; e
 - b. aos seus dados de entrada (ou seja: sua situação corrente e momentânea do ambiente).

Uma propriedade interessante de sistemas adaptativos, mencionada em [17], é que:

- (4) duas instâncias diferentes do mesmo sistema adaptativo podem evoluir para comportamentos finais completamente diferentes, dependendo da diversidade de eventos a que forem submetidos em suas operações.

O conceito de adaptatividade se estende para qualquer dispositivo dirigido por regras. Em [16], encontra-se uma formalização geral desta extensão, descrevendo o conceito de “Dispositivos Adaptativos Dirigidos por Regras” (DADR).

Esta formalização afirma que dispositivos dirigidos por regras podem ser transformados em dispositivos adaptativos, adicionando-se ao sistema uma “camada adaptativa”, que contém os elementos necessários para se associar a cada regra um conjunto de ações (a ser executado cada vez que a regra for acionada), responsáveis pela modificação do próprio conjunto de regras. Assim sendo, DADR são compostos por duas partes: uma “camada adaptativa”, responsável pelo comportamento adaptativo, e um “dispositivo subjacente”, tipicamente não-adaptativo. É importante

observar que, de acordo com esta formalização:

(5) um DADR possui como resultado de sua adaptação uma modificação em seu conjunto de regras.

Segundo [16], um dispositivo dirigido por regras é qualquer máquina formal cujo comportamento depende exclusivamente de um conjunto finito de regras (o qual mapeia cada configuração possível da máquina em sua próxima configuração correspondente). Um autômato, por exemplo, é um dispositivo que incorpora este recurso de forma mais natural, porém outros dispositivos também podem fazê-lo, uma vez que a formalização referida é bastante genérica, e não depende da natureza do formalismo não-adaptativo escolhido. Outros exemplos de dispositivos dirigidos por regras, (transformados em DADR nas citações a seguir), são: Redes de Markov [3]; Árvores de Decisão [18], e Tabelas de Decisão [16] e [4].

A. Tabelas de Decisão

Tabelas de decisão são exemplos de dispositivos dirigidos por regras, muito interessantes para a aplicação do conceito de adaptatividade [16].

Estas tabelas codificam regras e ações. As colunas da tabela (exceto pelas duas primeiras) correspondem às regras, e as linhas da tabela (exceto pela primeira) são divididas em dois grupos: um correspondente a condições de regras, e outro correspondente a ações.

Para cada regra as células correspondentes às condições relevantes são marcadas, com um símbolo correspondente a “verdadeiro” (V), ou “falso” (F), indicando que cada condição correspondente deve ser verdadeira (ou falsa) para que a regra seja satisfeita. Células correspondentes a condições irrelevantes para a regra em questão são marcadas com o símbolo “-“. Células marcadas em linhas correspondentes a ações indicam se as respectivas ações devem ser executadas quando a regra é satisfeita (símbolo “V” - “verdadeiro”), ou não (símbolo “F” - “falso”).

		regras					
		0	1	2	...	m	
Linhas de Condições	C1	T	-	F	...	T	
	C2	F	F	T	...	T	
	
	Cn	-	F	-	...	T	
Linhas de Ações	A1	T	F	F	...	T	
	A2	F	T	F	...	T	
	
	Ak	F	F	F	...	T	

Fig. 1. Tabela de Decisão com “m” regras, “n” condições, e “k” ações

Segundo [16], a operação destas tabelas se realiza da seguinte maneira:

1. A situação do sistema é verificada, conforme as combinações de condições informadas em cada regra codificada na tabela.
2. Se nenhuma regra satisfaz a situação atual; então nenhuma ação é executada.
3. Se apenas uma regra satisfaz as condições atuais, então temos uma escolha determinística, e a regra em questão é selecionada e aplicada.

4. Se mais de uma regra satisfaz a situação atual, então temos uma situação não-determinística – conseqüentemente, todas estas regras são elegíveis de aplicação em paralelo.

5. A regra selecionada é então aplicada, executando-se o conjunto de todas as ações indicadas pelo valor booleano “verdadeiro” nas células da regra correspondentes a linhas de ações.

6. Uma vez que a regra em questão tenha sido aplicada, a tabela de decisão está preparada para ser utilizada novamente.

B. Tabelas de Decisão Adaptativas

Em [16], propõe-se a obtenção de Tabelas de Decisão Adaptativas, pela inclusão de linhas correspondentes a “ações adaptativas”, ao final da tabela. Estas ações adaptativas são divididas em dois tipos:

- ações a serem executadas antes da aplicação da regra;
- ações a serem executadas após a aplicação das regras.

		regras				
		0	1	2	...	m
Condições	C1	T	-	F	...	T
	C2	F	F	T	...	T

	Cn	-	F	-	...	T
Ações	A1	T	F	F	...	T
	A2	F	T	F	...	T

	Ak	F	F	F	...	T
Ações Adaptativas ("antes")	BA1	T	F	F	...	T
	BA2	F	T	T	...	T

	BAp	F	F	T	...	F
Ações Adaptativas ("depois")	AA1	T	F	F	...	T
	AA2	F	T	F	...	T

	AAq	T	F	T	...	T

Fig. 2. Formato de Uma Tabela de Decisão Adaptativa, com “m” regras, “n” condições, “k” ações, “p” ações adaptativas (a serem executadas antes da aplicação de regras), e “q” ações adaptativas (a serem executadas após a aplicação de regras)

Em [16], e [4], afirma-se que estas ações adaptativas podem ser interpretadas como chamadas de funções adaptativas. Nestes casos, também são indicados na própria tabela:

- os parâmetros a serem passados para estas funções; e
- determinadas ações a serem executadas por estas funções (como a exclusão ou a inclusão de regras).

Em [4], esta interpretação foi utilizada para a construção de uma Tabela de Decisão Adaptativa, a qual substituiu um Algoritmo Genético (AG) utilizado para estudo de biodiversidade. Neste AG, os indivíduos da população correspondiam a regras, as quais foram mapeadas como colunas de uma tabela de decisão adaptativa. Segundo [4], esta substituição não acarretou em perda de desempenho do sistema, quanto ao número de iterações necessárias para se obter um indivíduo com uma aptidão mínima. No trabalho mencionado, as funções adaptativas correspondiam a operadores de mutação e de cruzamento de AGs. Maiores detalhes sobre este trabalho serão analisados no final deste documento, na seção “V”.

III. TRANSFORMAÇÕES ENTRE DE DIFERENTES TÉCNICAS DE IC (MODELOS NEBULOSOS; MODELOS EVOLUTIVOS E MODELOS NEURAI)

Dentre as diferentes técnicas que podem ser classificadas como “Inteligência Computacional”, destacam-se três:

- Computação Nebulosa (ou “Fuzzy”);
- Computação Neural;
- Computação Evolutiva.

Em [1], vislumbrou-se a possibilidade de estas três técnicas possuírem relações entre si, que permitissem (e regulassem) a transformação de modelos (de problemas reais), descritos em uma destas técnicas, em modelos (dos mesmos problemas) descritos em outra destas técnicas. Esta idéia deu origem a uma extensa pesquisa realizada no laboratório KNOMA da Escola Politécnica da USP.

Caso estas relações existam e sejam encontradas, duas implicações principais poderiam ocorrer.

Em primeiro lugar, a modelagem de problemas pela utilização da Inteligência Computacional passaria a ter maior flexibilidade, e conseqüentemente maior poder para tratar diferentes problemas. Em outras palavras: uma solução (para um determinado problema) poderá usufruir as vantagens da utilização de modelos descritos nas três diferentes técnicas, caso estas transformações existam e sejam empregadas convenientemente. Por exemplo: um modelo descrito pela técnica de Computação Nebulosa, que não apresentasse resultados satisfatórios para determinados casos particulares de um problema, poderia ser convertido para seu modelo equivalente em Computação Neural, o qual poderia apresentar resultados satisfatórios para estes casos particulares em questão.

Em segundo lugar, resultados afirmativos desta pesquisa podem abrir caminhos para uma nova pesquisa, para a descoberta da existência de uma possível técnica fundamental da IC, da qual as técnicas CF, CN e CE poderiam ser casos particulares. Caso este último passo venha a comprovar a existência de tal técnica, essa descoberta poderia mudar a maneira atual de se trabalhar com IC.

Para se verificar a equivalência entre estas três diferentes técnicas de Inteligência Computacional, busca-se empregar um conceito semelhante ao envolvido no “Diagrama Gajski-Kuhn”, do trabalho [11], fazendo-se uma analogia entre seus eixos e as três técnicas de IC. Originalmente, este diagrama é uma ferramenta utilizada para a representação de sistemas digitais, e possui três eixos:

- Funcional: o que um determinado circuito realiza (sua função);
- Estrutural: apresenta quais são os componentes lógicos pelos quais o circuito pode ser descrito;
- Geométrica: a representação física (estrutura espacial) do circuito.

O centro deste diagrama representa o nível mais baixo de abstração, o qual aumenta conforme se afasta do centro (chegando à representação de um sistema completo). Os

pontos indicados no diagrama (denominados “pontos notáveis”) representam pontos definidos dos sistemas digitais, e cada circunferência do diagrama representa um nível de abstração. Uma característica muito importante deste diagrama é a existência de operações que levam de um ponto notável a outro, não necessariamente contido no mesmo eixo do primeiro.

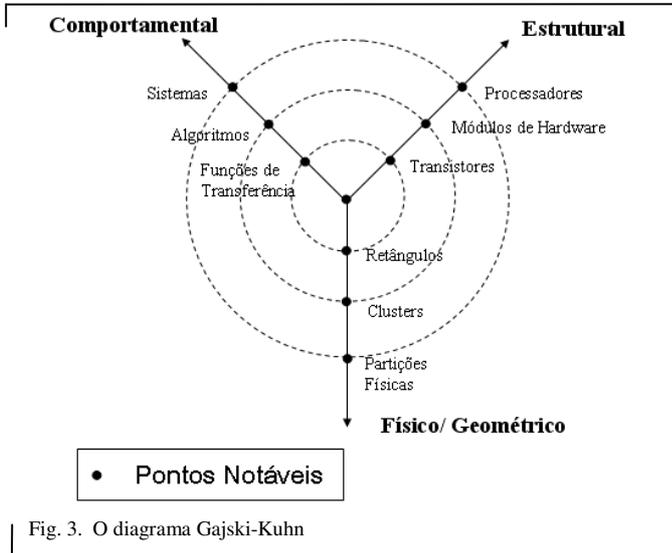


Fig. 3. O diagrama Gajski-Kuhn

Abstraindo-se o Diagrama de Gadjski-Kuhn para a Inteligência Computacional, pretende-se associar cada eixo a uma diferente técnica:

- Eixo Comportamental: associado à CF;
- Eixo Estrutural: associado a sistemas de CN;
- Eixo Geométrico: associado a técnicas de CE.

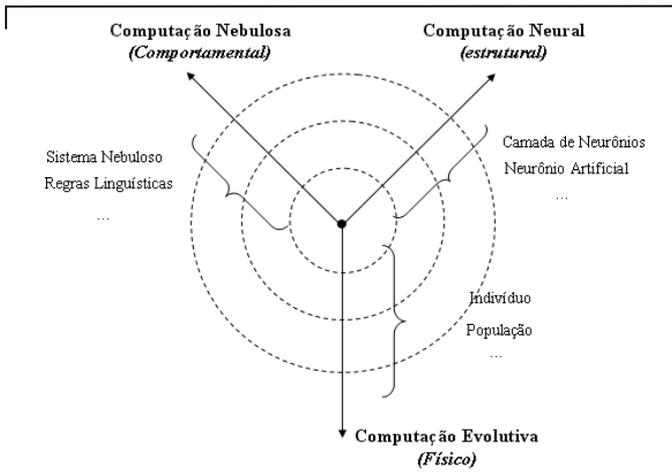


Fig. 4. O diagrama adaptado para a busca por relações

Desta forma, para se identificar relações entre a Computação Nebulosa e a Computação Neural, é necessário identificar pontos equivalentes aos pontos notáveis utilizados no Diagrama de Gadjski-Kuhn, e também identificar as operações que levam de um ponto a outro nos eixos.

Por se tratar de uma linha de pesquisa muito abrangente, envolvendo um trabalho muito vasto, esta foi

dividida em diversos trabalhos menores e mais específicos, compreendendo dissertações de mestrado. Além disso, uma plataforma computacional foi desenvolvida no laboratório KNOMA da Escola Politécnica da USP, para experimentos computacionais de conversões de modelos. Até o momento, duas dissertações de mestrado foram geradas nesta linha de pesquisa: [5] buscando relações entre CF e CN, e [10] buscando conversões entre CF e CE. Outro trabalho está em andamento, também buscando relações entre CE e CF.

Em [5], foram pesquisadas relações/transformações de modelos descritos utilizando-se Computação Nebulosa, com/em modelos descritos utilizando-se a Computação Neural, e foram obtidas regras diretas de transformação para casos específicos de modelos Neurais.

IV. TRANSFORMAÇÕES ENTRE MODELOS NEBULOSOS E MODELOS NEURAIIS - SISTEMAS HÍBRIDOS ENVOLVENDO CF E CE

C. Evolução de Bases de Conhecimento de Sistemas Nebulosos por Algoritmos Genéticos

Em [10], investigou-se a implementação de sistemas híbridos para se explorar transformações de elementos de sistemas nebulosos (ou “fuzzy”) em elementos de algoritmos genéticos. No trabalho mencionado, não se trabalhou com a conversão direta de modelos Nebulosos em modelos evolutivos. Em outras palavras, um sistema nebuloso e um algoritmo genético foram construídos, com finalidades diferentes, e utilizados em conjunto, em um sistema híbrido.

Esta abordagem corresponde a um passo inicial para estudar relações e transformações entre técnicas de IC, que aparentemente possuem naturezas muito distintas.

Para efeito de experimentos, este trabalho buscou resolver o problema da navegação de um robô auto-guiado em um circuito, através de simulações computacionais (software desenvolvido em linguagem de programação orientada a objetos “C#”, em ambiente Windows XP).

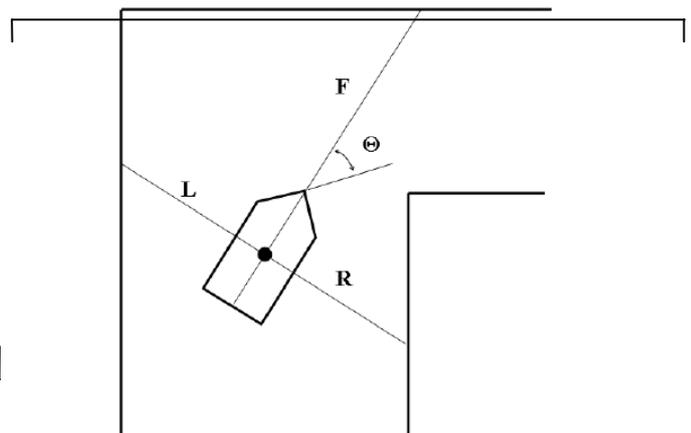


Fig. 5. Ilustração conceitual do robô auto-guiado implementado em plataforma computacional para simulações de um sistema de inferência nebuloso - retirada de [10]

O robô, representado na tela por um ponto, sempre se move para frente com velocidade constante, e um Controlador Lógico Nebuloso (CLN) é utilizado para guiá-

lo. Este sistema possui como entradas, medidas de distância do robô em relação às paredes do circuito navegado (obtidas a partir de dois sensores laterais e um sensor frontal). A saída do CLN é o valor de um ângulo, que representa a alteração na direção de movimento deste robô. O objetivo é não permitir que o robô sofra colisões com as paredes do circuito. Um objetivo secundário é evitar a realização de curvas bruscas.

Neste trabalho possíveis bases de conhecimento (envolvendo base de dados e base de regras) do sistema nebuloso utilizado para a navegação foram convertidas em indivíduos de uma população de um algoritmo genético. Com isso, o sistema nebuloso utilizado para a navegação do “robô” pôde ter suas regras evoluídas para atingir um alto desempenho de navegação (isto é: evitar colisões nas paredes da pista, e também evitar curvas bruscas).

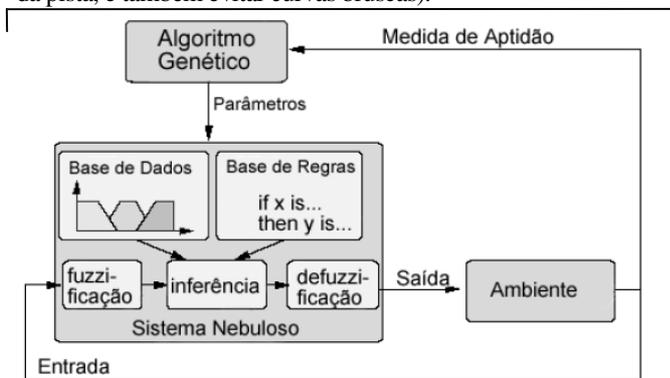


Fig. 6. Ilustração conceitual do sistema híbrido implementado em [10] - retirada de [10]

D. Tabelas de Decisão Adaptativas

Para esta análise, é importante notar que a base de conhecimento do CLN é modelada como um indivíduo de um AG, e alterada pelo sistema, conforme as condições de seu ambiente (neste caso, o circuito a ser percorrido pelo robô auto-guiado). A base de conhecimento envolve:

- a base de dados do CLN: correspondente às partições nebulosas das variáveis de entrada e de saída; e
- a base de regras do CLN: a qual determina seu comportamento a partir dos dados de entrada e da base de dados.

Desta forma, a base de regras do sistema (inclusa na base de conhecimento) sofre alterações realizadas pelo próprio sistema. Analisando-se este sistema híbrido quanto às capacidades e propriedades de Sistemas Adaptativos citadas em [17] e enumeradas na seção “II” deste documento, temos que todas – (1), (2), (3), (4) e (5) são atendidas pelo sistema desenvolvido em [10]. Quanto a (4), convém comentar que o sistema pode obter regras distintas, a partir de desenhos de circuitos distintos para navegação. Uma ressalva à formalização realizada em [16] é que este sistema não apenas altera sua base de regras, mas também sua base de dados. Porém, este fato não deixa de acarretar em uma alteração no seu comportamento.

Convém também comentar que, em [4], foi proposta a implementação de um AG por meio de Tabelas de Decisão

Adaptativas. Neste trabalho mencionado, cada indivíduo do AG em questão (modelado por um vetor de números reais) corresponde a uma regra de um sistema. Esta propriedade permitiu que o AG fosse modelado como uma Tabela de Decisão Adaptativa, modelando os operadores de mutação e de cruzamento do algoritmo como funções adaptativas da tabela.

E. Ajuste de Parâmetros de Algoritmos Genéticos por Sistemas Nebulosos

Nesta frente de trabalho, estuda-se a implementação de sistemas híbridos para se explorar transformações de elementos de algoritmos genéticos em elementos de sistemas nebulosos. Desta forma, medidas de desempenho de algoritmos genéticos, como tamanho, ou diversidade da população, são modeladas como variáveis nebulosas de entrada de um sistema nebuloso; e parâmetros de controle de algoritmos genéticos, como taxa de mutação e taxa de cruzamento, são modelados como variáveis nebulosas de saída de um sistema nebuloso.

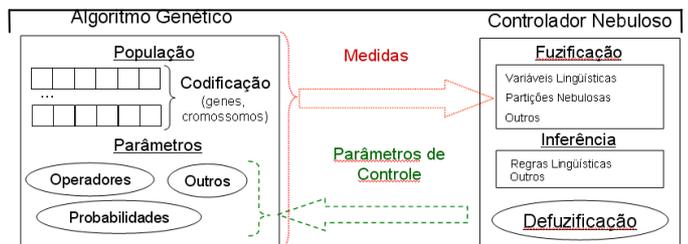


Fig. 7. Ilustração conceitual do sistema híbrido buscado por esta frente de trabalho

Diversos trabalhos são encontrados na literatura, utilizando CF para regular o comportamento de modelos de CE (predominantemente Algoritmos Genéticos). Entre eles, podemos citar: [15]; [2]; [20]; e [13].

F. Análise deste Tipo de Sistema Híbrido sob o Ponto de Vista de Adaptatividade

Este tipo de sistema híbrido é denominado, em [13], como “Algoritmos Genéticos Adaptativos” (do original: “Adaptive Genetic Algorithms”), e apresenta a capacidade de ajustar parâmetros do Algoritmo Genético dinamicamente, para realizar a busca por soluções de maneira mais rápida e eficiente.

Contudo, ao se analisar os trabalhos [15], [2], [20], e [13]; percebe-se que estes alteram valores numéricos dos modelos evolutivos em questão (como por exemplo: taxa de mutação; taxa de cruzamento etc). Desta forma, as regras destes sistemas não são alteradas.

Analisando-se este sistema híbrido quanto às capacidades e propriedades de Sistemas Adaptativos citadas em [17] e enumeradas na seção “II” deste documento, temos que: (1), (2), (3), e (4) são atendidas; porém (5) não é atendida.

Uma observação importante cabe ao trabalho [13]: este trabalho foca no equilíbrio entre dois tipos de comportamento de um Algoritmo Genético, definidos neste trabalho como: “exploração” (do original “exploration”); e “aproveitamento” (do original “exploitation”). O Algoritmo Genético implementado possuía dois diferentes operadores

de cruzamento: um com propriedades de “exploração”, e outro com propriedades de “aproveitamento”. A cada iteração, apenas um destes operadores era utilizado. A probabilidade de execução de cada um destes operadores era regulada por um único parâmetro numérico, que por sua vez era regulado pelo sistema nebuloso. Assim sendo, este trabalho afirma que o sistema nebuloso era capaz de alterar o comportamento do AG, influenciando se este irá focar em ações de “exploração” ou ações de “aproveitamento” – e esta alteração no comportamento não era realizada por alterações no conjunto de regras, mas sim pela alteração de parâmetros numéricos. Por este motivo, apesar de este trabalho ser denominado como um “Algoritmo Genético Adaptativo”, este não se encaixa na definição de Sistemas Adaptativos abordada em [17] e [16].

V. ANÁLISE DA IMPLEMENTAÇÃO DE ALGORITMOS GENÉTICOS POR MEIO DE TABELAS DE DECISÃO ADAPTATIVAS

Em [4], uma técnica para implementar um AG através de Tabelas de Decisão Adaptativas é proposto. Esta seção deste documento busca analisar esta técnica e propor melhorias.

Algumas considerações importantes sobre o sistema em questão:

- o AG possuía, como indivíduos, regras de um sistema para análise de biodiversidade;
- estas regras foram todas codificadas como vetores de números reais;
- as funções adaptativas chamada pela tabela correspondiam aos operadores de cruzamento e de mutação do AG, que por sua vez alteravam as regras (ou seja, os indivíduos);
- os indivíduos codificados como regras, nunca eram utilizados como regras da tabela em si;
- a cada iteração do algoritmo, apenas uma ação de cruzamento e uma ação de mutação eram realizadas;
- o operador de cruzamento utilizado (e implementado por uma função adaptativa) foi o “cruzamento multipontos”, com dois pontos (uma definição deste operador pode ser encontrada em [19]);
- a população de indivíduos aumenta sempre em um indivíduo por iteração, podendo atingir portanto o crescimento de até quatrocentos indivíduos (número máximo de iterações permitido) acima do tamanho inicial da população.
- o sistema implementado não apresentou alterações de desempenho em relação ao AG inicial, quanto ao número de iterações necessário.

Com base nestas considerações, pode-se observar:

- A princípio, qualquer AG pode ser modelado como uma Tabela de Decisão Adaptativa, e não apenas aqueles cujos indivíduos correspondam a regras, uma vez que em AGs os indivíduos são codificados como vetores de números (normalmente reais ou binários).
- Outros operadores de cruzamento, como

“cruzamento de um ponto”, ou “cruzamento uniforme” também podem ser implementados como funções adaptativas de uma Tabela de Decisão Adaptativa.

- São muito raros os algoritmos genéticos em que ocorre apenas uma ação de mutação e uma de cruzamento por iteração. Algumas alterações nas regras da tabela (regras estas não correspondentes a indivíduos) e também nas ações (não-adaptativas) codificadas poderiam ser realizadas, de forma a realizar um maior número de cruzamentos e mutações por iteração, implementando também taxas de mutação e de cruzamento.

VI. CONCLUSÕES

Algoritmos Genéticos, bem como sistemas híbridos (envolvendo AGs e sistemas nebulosos) podem possuir mudanças de comportamento, indicando adaptações a novas situações. Além disso, Dispositivos Adaptativos Dirigidos por Regras também podem exibir o comportamento de Algoritmos Genéticos. A utilização destas poderosas ferramentas e modelagens pode revelar diversos comportamentos em comum. A pesquisa por relações e transformações entre diferentes técnicas de IC, pode instigar a utilização destas técnicas em situações inexploradas, levando à quebra de sólidos paradigmas, porém ainda está no seu início.

Como trabalhos futuros, podemos enumerar:

- a utilização de Tecnologia Adaptativa como ferramenta para auxiliar a busca por relações e transformações entre as técnicas de IC;
- novas representações de AGs por Dispositivos Adaptativos Dirigidos por Regras, incorporando taxas de mutação e de cruzamento (uma representação e sua respectiva implementação já está em desenvolvimento, para a solução de problemas clássicos de Computação Evolutiva);
- a busca por sinergia entre Dispositivos Adaptativos, Algoritmos Genéticos e Sistemas Nebulosos.

REFERÊNCIAS

- [1] ANDRADE, M. T. C. de. *Uma contribuição à pesquisa em inteligência computacional*. Tese (Livre Docência) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2002.
- [2] ARNONE, S.; DELL'ORTO, M.; TETTAMANZI, A. Toward a fuzzy government of genetic populations. *IEEE Conference on Tools with Artificial Intelligence*, v. 6, p.585-591, 1994.
- [3] BASSETO, B.A. Um Sistema de Composição Musical Automatizada, Baseado em Gramáticas Sensíveis ao Contexto, Implementado com Formalismos Adaptativos. Dissertação de Mestrado, Escola Politécnica da USP, São Paulo, 2000.
- [4] BRAVO, C. et al. Towards an Adaptive Implementation of Genetic Algorithms INBI 2007, XXXIII CLEI – Conferencia Latinoamericana de Informática, San José, Costa Rica, 2007.
- [5] CAVERSAN, F. L. Exploração de relações entre técnicas simbólicas e conexionistas da inteligência computacional. Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2006.
- [6] COSTA, E.R.; HIRAKAWA, A.R.; NETO, J.J. An Adaptive Alternative for Syntactic Pattern Recognition. *Proceeding of 3rd International Symposium on Robotics and Automation, ISRA 2002*, , pp. 409-413. Toluca, Mexico, 2002.

- [7] JORDAN M.I.; Russell S. Computational Intelligence, prefácio de The Mit Encyclopedia Of The Cognitive Sciences. The MIT Press, Massachussets, 1999.
- [8] B.G.W. Craenen, A.E. Eiben; Computational Intelligence; Encyclopedia of Life Support Sciences, EOLSS; EOLSS Co. Ltd.
- [9] D. B. Fogel, T. Fukuda, and L. Guan, "Scanning the special issue/technology on computational intelligence," in Proceedings of the IEEE, vol. 87, no. 9. Los Alamitos: IEEE Press, September 1999, pp.1415–1422.
- [10] FIALHO, Álvaro R. S. Exploração de Relações Entre as Técnicas Nebulosas e Evolutivas da Inteligência Computacional. Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2007.
- [11] GAJSKI, D.; KUHN, R. H. New VLSI tools. IEEE Computer, v. 16, p. 11-14, 1983.
- [12] S. Haykin, Redes neurais: princípios e prática. Porto Alegre: Bookman, 2001.
- [13] HERRERA, F.; LOZANO, M. Adaptation of genetic algorithms parameters based on fuzzy logic controllers. In F. Herrera and J.L. Verdegay, editors, Genetic Algorithms and Soft Computing, pages 95 – 125. Physica Verlag, 1996.
- [14] HOLLAND, J. Adaptation in natural and artificial systems. Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975.
- [15] LEE, C. C.; TAKAGI, H. Dynamic control of genetic algorithms using fuzzy logic techniques. S. Forrest, Ed., Proc. of the Fifth Int. Conf. on Genetic Algorithms (Morgan Kaufmann, San Mateo, 1993) 76-83.
- [16] NETO, J.J. Adaptive Rule-Driven Devices – General Formulation and Case Study Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag, Vol. 2494, pp. 234-250. Watson, B.W. and Wood, D. (Eds.): Implementation and Application of Automata 6th International Conference, CIAA 2001, Pretoria, South Africa, July 23-25, 2001.
- [17] NETO, J. J. Um Levantamento da Evolução da Adaptatividade e da Tecnologia Adaptativa. Revista IEEE América Latina. Vol. 5, Num. 7, ISSN: 1548-0992, Novembro 2007. (p. 496-505).
- [18] PISTORI, H.; NETO, J.J.; PEREIRA, M.C. Adaptive Non-Deterministic Decision Trees: General Formulation and Case Study. INFOCOMP Journal of Computer Science, Lavras, MG, 2006.
- [19] REZENDE, S. O. Sistemas inteligentes: fundamentos e aplicações. Barueri, SP: Editora Manole, 2003.
- [20] XU, H. Y.; VUKOVICH, G. Fuzzy evolutionary algorithms and automatic robot trajectory generation. Proc. of The First IEEE Conference on Evolutionary Computation (1994) 595-600.
- [21] ZADEH, L. A. Fuzzy sets. Information Control, v. 8, p. 338-353, 1965.
- [22] ZUFFO, F., PISTORI, H. Tecnologia Adaptativa e Síntese de Voz: Primeiros Experimentos Anais do V Workshop de Software Livre – WSL. Porto Alegre, junho de 2004.



Marco Túlio Carvalho de Andrade possui graduação em Engenharia de Eletricidade pela Universidade de São Paulo (1982), Mestrado em Engenharia Elétrica pela Universidade de São Paulo (1990), Doutorado em Informática - Universidad Politécnica de Madrid (1995), Livre Docência na área de Inteligência Artificial pela Escola Politécnica da USP em 2.002. Atualmente é Professor Associado da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Tem experiência, dentro do contexto de Engenharia Elétrica, na área de Inteligência Artificial, com ênfase em Inteligência

Computacional (Fuzzy, RNA's e Computação Evolutiva), atuando principalmente nos seguintes temas: Teoria Fuzzy e aplicações; Modelagem Computacional de Sistemas Dinâmicos Fuzzy, Sistemas Complexos Fuzzy e Caos; Modelagem de Sistemas para Gestão de Conhecimento; Sistemas Inteligentes de Apoio à Tomada de Decisão; Modelagem e Desenvolvimento de Processos Para Gerenciamento de Projetos.



Mauricio Alexandre Parente Burdelis possui graduação em Engenharia de Eletricidade com ênfase em Sistemas Digitais pela Escola Politécnica da Universidade de São Paulo (2001). Atualmente é mestrando Engenharia de Eletricidade, com área de concentração em Sistemas Digitais, e linha de pesquisa em Inteligência Artificial.

Tem interesse em Teoria Fuzzy, Redes Neurais, Computação Evolutiva, Sistemas Adaptativos e suas aplicações, bem como a utilização destas técnicas conjuntamente, em sistemas híbridos.