

2008 Argentinean Congress on Computer Science

Um Algoritmo Cultural para Resolver Problemas de Otimização: Aplicação em um Problema de Despacho Econômico

Gislaine Camila Lapasini Leal, Márcia Marcondes Altimari Samed

Departamento de Informática – Universidade Estadual de Maringá (UEM)
CEP 87.020-90 – Maringá – PR – Brasil, {cammyleal, marcia.samed}@gmail.com

Natally Macedo Rodrigues

Departamento de Informática – Universidade Estadual do Centro-Oeste (UNICENTRO)
CEP 85.015-430 – Guarapuava – PR – Brasil, natalli_macedo@hotmail.com

Abstract

This paper presents an algorithm Cultural Extended the problem of Economic Order . The Cultural Algorithm are five categories of knowledge. This work aims to demonstrate the application of historical knowledge, which aims to monitor the search and store the important events that occur in space, from the Regulatory knowledge, situational and regulatory / situational. The results show that the historical knowledge does not improve significantly the values of the functions goal, but has the ability to exploit the area of search. From this implementation, other categories of knowledge may be developed, such as Topographic Knowledge, which uses the historical knowledge.

Keywords: Optimization, Cultural Algorithm, Genetic Algorithm, Economic Dispatch.

Resumo

Este artigo apresenta um algoritmo Cultural Estendido para o problema do Despacho Econômico. O Algoritmo Cultural têm cinco categorias de conhecimento. Este trabalho visa demonstrar a aplicação do conhecimento histórico, que objetiva monitorar a busca e armazenar os eventos importantes que ocorrem no espaço, a partir do conhecimento Normativo, situacional e normativo / situacional. Os resultados mostram que o conhecimento histórico não melhora significativamente os valores das funções objetivo, mas tem a possibilidade de explorar melhor o espaço de busca. A partir desta implementação, outras categorias de conhecimento poderão ser desenvolvidas, tais como o Conhecimento Topográfico, o que utiliza o conhecimento histórico.

Palavras-chave: Otimização, Algoritmo Cultural, Algoritmo Genético, Despacho Econômico.

1 INTRODUÇÃO

Os problemas de otimização combinatória, comumente vistos em engenharias e tecnologias, ocorrem em diversas áreas, tais como: projetos de sistemas de distribuição de energia elétrica, posicionamento de satélites, projetos de computadores e de chips VLSI, roteamento ou escalonamento de veículos, alocação de trabalhadores ou máquinas a tarefas, empacotamento de caixas em containers, corte de barras e placas e etc.

Muitos desses problemas podem ser modelados como problemas de maximizar ou minimizar uma função objetivo cujas variáveis devem obedecer a certas restrições ou não. O processo de encontrar soluções ótimas, ou até mesmo aproximadas, para esses tipos de problemas nem sempre é trivial.

Atualmente, os métodos heurísticos, aqueles que permitem a obtenção de soluções viáveis, não necessariamente ótimas, mas com uma boa aproximação para problemas reais e com maior rapidez têm sido empregado na resolução de problemas de otimização.

Os Algoritmos Culturais constituem uma metodologia heurística recente que se embasa na suposição de que o conhecimento do domínio pode ser extraído durante o processo evolucionário. Sua evolução genética é orientada pela evolução fenotípica de determinados indivíduos.

2 ALGORITMOS CULTURAIIS

No cenário das sociedades humanas a cultura pode ser vista como o veículo para o armazenamento da informação que é globalmente acessível a todos os membros da sociedade e que pode ser útil no sentido de orientar as atividades de resolução de problemas [1].

Os Algoritmos Culturais (AC) consistem em uma classe de modelo computacional baseado em teorias de sociólogos e arqueólogos, proposto por Robert Reynolds [2], que se embasa na observação do processo de evolução cultural na natureza humana.

Pesquisadores indicam que a evolução cultural pode ser vista como um processo de herança em dois níveis: o nível micro-evolutivo, que consiste no material genético que os descendentes herdam dos pais, e o nível macro-evolutivo, que é o conhecimento adquirido pelos indivíduos ao longo das gerações, e que uma vez codificado e armazenado, serve para guiar o comportamento dos indivíduos que pertencem a uma população, segundo [3].

O processo de herança dual nos AC's tem por objetivo incrementar as taxas de aprendizagem ou convergência e melhorar a resposta a um maior número de problemas.

Os métodos tradicionais baseados em computação evolutiva apresentam mecanismos limitados ou implícitos para a representação e armazenamento do conhecimento global de um indivíduo. Os AC's modelam a evolução do componente cultural de um sistema computacional evolutivo ao longo do tempo, possuem um mecanismo explícito de aquisição, armazenamento e integração da experiência e comportamento na solução do problema de indivíduos e grupos. Um modelo de busca evolutivo pode ser utilizado na modelagem do componente populacional em AC's [4]

Os AC's operam em dois espaços: espaço populacional e espaço de crença [5]. O espaço populacional consiste num conjunto de soluções do problema, e pode ser modelado através de qualquer técnica de inteligência artificial que utilize uma população de indivíduos.

O espaço de crença é um repositório em que os indivíduos podem armazenar suas experiências para que os demais indivíduos possam aprender indiretamente. Nos AC's, as informações adquiridas por um indivíduo podem ser compartilhadas com toda a população, diferentemente da maioria das técnicas evolucionárias, onde a informação só pode ser compartilhada com os descendentes [6].

O protocolo de comunicação é o mecanismo responsável por interligar os espaços, populacional e de crença. Ele estabelece as regras de comunicação, definindo que tipo de informação deve ser trocada entre os espaços.

A Figura 1 ilustra a estrutura dos AC's.

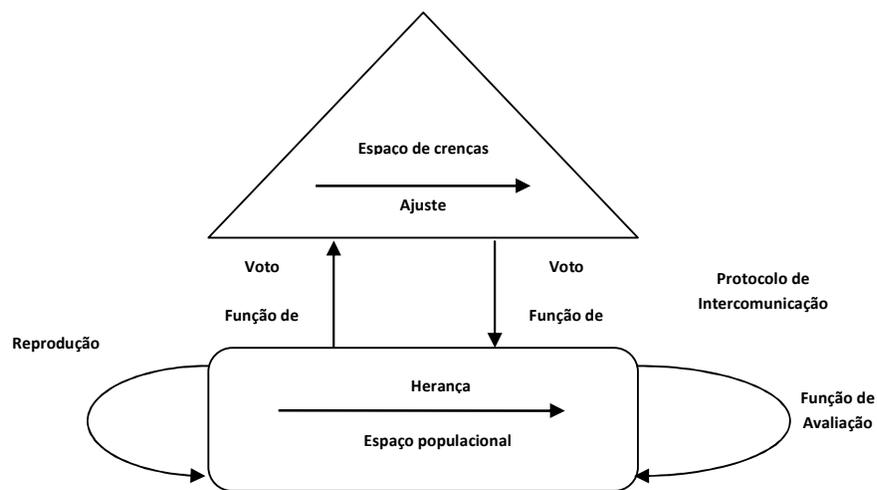


Figura 1: Estrutura dos Algoritmos Culturais [12].

A idéia central dos AC's é adquirir conhecimento sobre a solução do problema a partir da população em evolução e aplicar este conhecimento para orientar a busca [2]. O conhecimento gerado no espaço populacional é seletivamente aceito ou passado ao espaço de crenças e usado para ajustar as estruturas simbólicas lá existentes. Este conhecimento então pode ser utilizado para influenciar as modificações feitas na próxima geração da população.

2.1 Características

Segundo [7] as principais características dos Algoritmos Culturais e são:

- a) Mecanismo Dual de Herança: herda característica tanto do nível micro-evolutivo como macro-evolutivo;
- b) Evolução Orientada por Conhecimento: a população é orientada guiada na direção que, segundo o conhecimento armazenado no espaço de crenças, seja a melhor;

- c) Suporte a Hierarquia: tanto a população quanto o espaço de conhecimento podem ser organizados de forma hierárquica;
- d) Conhecimento sobre o domínio separado dos indivíduos: o conhecimento adquirido é armazenado no espaço de crenças e compartilhado entre os indivíduos. Desse modo, quando um indivíduo é eliminado da população, o conhecimento adquirido pelo mesmo permanece.
- e) Suporte a auto-adaptação em vários níveis: permite tanto a auto-adaptação da população quanto do conhecimento e da forma como o conhecimento é adquirido.
- f) Diferentes taxas de evolução: a evolução das populações e do conhecimento não precisa ocorrer na mesma taxa.
- g) Estrutura de funcionamento: permite a modelagem de diversas formas de evolução cultural.

2.2 Micro Evolução x Macro Evolução

Os Algoritmos Culturais implementam um mecanismo dual de herança. Esse mecanismo permite que os AC explorem tanto a micro evolução quanto a macro evolução. A micro evolução diz respeito à evolução que acontece no nível populacional.

Já a macro evolução é a que ocorre sobre a cultura em si, ou seja, a evolução do espaço de crenças. Nos AC a evolução ocorre de forma mais rápida que nas populações sem o mecanismo de macro evolução.

2.2.1 Espaço Populacional

No Espaço Populacional são representadas as características e comportamentos dos indivíduos. Essa representação pode ser feita através de qualquer técnica que faça uso de uma população de indivíduos, como é o caso dos Algoritmos Genéticos, Programação Evolutiva, Programação Genética, Evolução Diferencial, Sistemas Imunes, entre outros [8].

2.2.2 Espaço de Crença

O Espaço de Crenças é o repositório de símbolos que representam os conhecimentos adquiridos pelo Espaço Populacional ao longo do processo evolutivo. O Espaço de Crenças permite que os indivíduos sejam removidos da população sem que o conhecimento por eles adquiridos seja perdido, ou seja, se durante o processo de evolução um indivíduo bom é perdido, o seu conhecimento armazenado é propagado para outras gerações. Os Espaços de Crenças guiam os indivíduos em busca de melhores regiões.

2.2.3 Protocolos de Comunicação

Os Protocolos de Comunicação ditam as regras sobre os indivíduos que podem contribuir com conhecimentos para o Espaço de Crenças (Função de Aceitação) e como o Espaço de Crenças vai influenciar novos indivíduos (Função de Influência).

2.2.4 Função de Aceitação

Na Função de Aceitação são selecionados indivíduos que irão influenciar o Espaço de Crenças atual. A Função de Aceitação pode ser de dois tipos: estática ou dinâmica. Na estática pode se utilizar do ranking absoluto (uma porcentagem da população é selecionada) ou do ranking relativo (os indivíduos com aptidão acima da média são selecionados). Já na dinâmica o percentual dos indivíduos selecionados varia ao longo do processo evolutivo. Inicialmente o processo é menos seletivo, e se torna mais restrito ao longo da evolução.

2.2.5 Função de Influência

Na Função de Influência é que se estabelece como o conhecimento armazenado no Espaço de Crenças vai interferir nos operadores do Espaço Populacional. Geralmente é utilizada uma Função de Influência para cada tipo de conhecimento armazenado. A Função de Influência pode ser vista como um mecanismo de auto-adaptação do processo evolutivo, já que ela adapta os operadores de acordo com o conhecimento adquirido.

2.3 Categorias de Conhecimento

O conhecimento macro-evolutivo pode ser dividido em cinco categorias:

- Conhecimento Normativo: introduzido por [10], essa categoria de conhecimento é representada como um conjunto de intervalos de variáveis, e cada um é visto como uma série promissora de soluções boas ou socialmente aceitáveis para um parâmetro [11].
- Conhecimento Situacional: contém um conjunto de exemplos que são úteis para a interpretação da experiência dos indivíduos.
- Conhecimento Topográfico: proposto com o objetivo de extrair padrões de comportamento do espaço de busca. Esse tipo de conhecimento identifica regiões promissoras dentro do espaço de busca e faz com que novos indivíduos as explorem [12].
- Conhecimento Domínio: introduzida por [13] para resolver os problemas dinâmicos de otimização. Ele foi projetado para atuar sobre locais dinâmicos, especialmente nos termos da predição dos gradientes de crescentes ou decrescentes.
- Conhecimento Histórico: desenvolvido por [13] motivado pela necessidade de desenvolver aprendizado em ambientes dinâmicos. Ele contém informações sobre mudanças de seqüências ambientais em termos dos deslocamentos na distância e no sentido das tendências conhecidas no espaço da busca. Sua origem cognitiva advém de episódios da memória, assim como ocorre nos seres humanos e animais.

3 DESPACHO ECONÔMICO

A função básica dos sistemas elétricos é gerar com custo mínimo a demanda de energia a fim de suprir as necessidades dos consumidores, sendo que essa geração de

energia deve ser da forma mais confiável e econômica possível [16].

O problema de Despacho Econômico (DE) consiste em programar a carga das unidades geradoras térmicas que se encontram sincronizadas ao sistema de modo a satisfazer a demanda a um custo mínimo [16]. A otimização da distribuição da produção entre os geradores e a utilização eficiente dos recursos são utilizados para atingir o objetivo do DE que é a minimização do custo de produção de energia elétrica.

Para o DE, satisfazer a função objetivo não é o suficiente, é necessário respeitar as restrições do problema, que no caso são as condições de operação do sistema, tais como: as características operacionais de cada gerador e o balanço de energia. A potência de saída de cada unidade geradora de energia é o resultado da satisfação dos objetivos e o custo total da geração é dado pelo somatório de cada uma das unidades [17].

4 METODOLOGIA PROPOSTA

Os Algoritmos Culturais foram aplicados em um problema de otimização, o Despacho Econômico, culminando no desenvolvimento de um Algoritmo Genético Aculturado.

A execução do algoritmo é iniciada pela criação do espaço de crenças o qual engloba a inicialização dos tipos de conhecimentos envolvidos e das probabilidades de uso dos mesmos. O passo seguinte é a inicialização da população de indivíduos que passará pelo processo de evolução. É realizada uma representação real, em que cada gene do cromossomo armazena o valor de uma potência gerada. O terceiro passo é a avaliação da população inicial. Após a avaliação da população inicial o algoritmo entra no laço de repetição que é executado até a condição de parada ser atingida. Então ocorre a seleção dos pais, que é realizada por um torneio que favorece os indivíduos factíveis com bom valor de aptidão e os indivíduos infactíveis que violam pouco a restrição de demanda mínima.

A geração dos filhos é realizada por meio da aplicação das funções de influência e a avaliação ocorre do mesmo modo que os indivíduos da população inicial. As funções de influência utilizam o conhecimento armazenado durante a evolução no espaço de crenças. Em seguida, é realizada a seleção dos indivíduos para a próxima geração e posteriormente é feita a atualização do espaço de crenças com os conhecimentos extraídos da população. Por fim, é realizada a atualização dos parâmetros do algoritmo. Os processos de seleção dos pais até a atualização dos parâmetros ocorrem até que a condição de parada do algoritmo seja satisfeita.

4.1 Espaço Populacional

O espaço populacional permanece o mesmo apresentado por Rodrigues (2007), implementado sob a forma de um Algoritmo Genético (AG). Os operadores genéticos são variações do crossover aritmético e da mutação gaussiana. A seleção dos pais é realizada por meio do torneio e a seleção dos indivíduos da próxima geração é feita por meio do método de substituição geracional.

4.2 Espaço de Crenças

O espaço de crença, responsável pela macro-evolução, armazena o conhecimento adquirido (experiência) pelos indivíduos através das gerações, e uma vez codificado e armazenado, serve para guiar o comportamento dos indivíduos que pertencem a uma população. O Espaço de Crença do AC é composto por quatro tipos de conhecimentos: Conhecimento Situacional, Conhecimento Normativo, Conhecimento Situacional/Normativo e Conhecimento Histórico. As seções seguintes abordam detalhes da influência de cada um desses conhecimentos.

4.3 Categorias de Conhecimento

4.3.1 Conhecimento Situacional

Essa categoria de conhecimento armazena um ou mais dos melhores indivíduos encontrados no decorrer do processo evolutivo. O objetivo de armazenar os melhores indivíduos é guiar os demais para moverem-se no mesmo sentido, como se fosse um exemplo a ser seguido. A atualização do conhecimento situacional corresponde a manter sempre atualizada a lista de melhores indivíduos.

4.3.2 Conhecimento Normativo

O Conhecimento Normativo armazena os intervalos de valores de cada componente (gerador) onde os bons indivíduos se concentram. Esse conhecimento objetiva guiar os indivíduos para se mover para o intervalo certo, caso eles ainda não estejam lá.

A representação computacional desse conhecimento por meio de vetores de quatro posições: valor mínimo e máximo do intervalo e suas aptidões correspondentes.

4.3.3 Conhecimento Situacional/Normativo

Essa categoria de conhecimento engloba conceitos dos Conhecimentos Situacional e Normativo. Não há um método para atualização desse conhecimento. A seleção dos indivíduos que participarão dos operadores segue as características de escolha do Conhecimento Situacional e a forma de influência segue as regras aplicadas no Conhecimento Normativo.

4.3.4 Conhecimento Histórico

O Conhecimento Histórico monitora a busca e armazena os eventos importantes que ocorrem no espaço. Em termos computacionais esse conhecimento é representado por uma lista dinâmica de n eventos em que cada evento da lista relaciona-se com uma matriz ($2 \times n-1$). Na primeira linha é armazenada a média das mudanças para i-ésima característica e na segunda a distância média das mudanças para a i-ésima característica.

5 SIMULAÇÕES E RESULTADOS

A validação do método proposto foi realizada caso de 13 geradores do problema do DE. Foram utilizados os seguintes conjuntos de parâmetros, os quais foram determinados de modo empírico:

1. Tamanho da população igual a 100.
2. Taxa de crossover inicial igual a 90%.

3. Taxa de mutação igual a 10%.
4. Taxa de aceitação igual a 20%.
5. Probabilidade inicial de influência pelo Conhecimento Situacional igual a 25%.
6. Probabilidade inicial de influência pelo Conhecimento Normativo igual a 25%.
7. Probabilidade inicial de influência pelo Conhecimento Situacional/Normativo igual a 25%.
8. Probabilidade inicial de influência pelo Conhecimento Histórico igual a 25%.
9. Número de melhores indivíduos armazenados no Conhecimento Situacional igual a 10.
10. Tamanho da janela do Conhecimento Histórico igual a 10.
11. Critério de parada igual a 3000 gerações sem melhorias no valor de aptidão do melhor indivíduo.

Os parâmetros de 2 a 8 são ajustados automaticamente ao longo da evolução e exercem pouca influência nos resultados finais alcançados pelo algoritmo.

O caso de Despacho Econômico com 13 geradores utilizado nesse trabalho é proposto em KIM et. al, apud [12]. A Tabela 1 a seguir apresenta as características do problema.

Tabela 1. Características do Sistema.

Gerador	$P_{\min}(MW)$	$P_{\max}(MW)$	a	b	c
1	0	680	0,00028	8,10	550
2	0	360	0,00056	8,10	309
3	0	360	0,00056	8,10	307
4	60	180	0,00324	7,74	240
5	60	180	0,00324	7,74	240
6	60	180	0,00324	7,74	240
7	60	180	0,00324	7,74	240
8	60	180	0,00324	7,74	240
9	60	180	0,00324	7,74	240
10	40	120	0,00284	8,60	126
11	40	120	0,00284	8,60	126
12	55	120	0,00284	8,60	126
13	55	120	0,00284	8,60	126

Nas Tabelas 2 e 3 o resultado alcançado com o Algoritmo Cultural é comparado com os melhores resultados obtidos em, [17] (Algoritmo Genético Híbrido (AGH) e Algoritmo Genético Híbrido Co-Evolutivo -AGHCOE) e (KIM apud [12]) (Algoritmo Genético com geração elitista à parte e atavismo – AG + GE + AT). Os resultados obtidos pelo Algoritmo Cultural estendido são muito

próximos aos resultados alcançados GA + GE + AT. Ao comparar ao AGH e AGHCOE a diferença torna-se mais acentuada em sentido favorável ao AC.

Tabela 2. Alocação de Potência.

Resultado	AGH	AGHCOE	AC
$P_{total}(MW)$	2.520,0000	2.520,0000	2.50,0073

Tabela 3. Melhor Valor de Custo Obtido.

Resultados	Valor da Função Objetivo (\$/h)
AGH	24.111,69
AGHCOE	24.072,03
GA + GE + AT	24.052,34
AC	24.052,07

Na Figura 2 é possível observar que o algoritmo a exploração do algoritmo fica oscilando entre indivíduos factíveis e inactíveis próximos ao valor sub-ótimo encontrado.

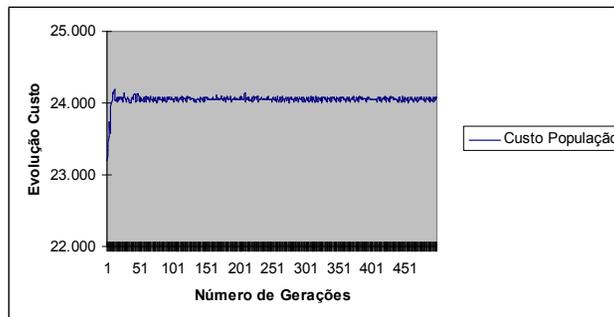


Figura 2. Gráfico da media inicial de custo.

A Figura 3 apresenta a evolução do melhor indivíduo encontrado até o momento. Podemos observar que em poucas gerações o AC estendido converge para boas soluções.

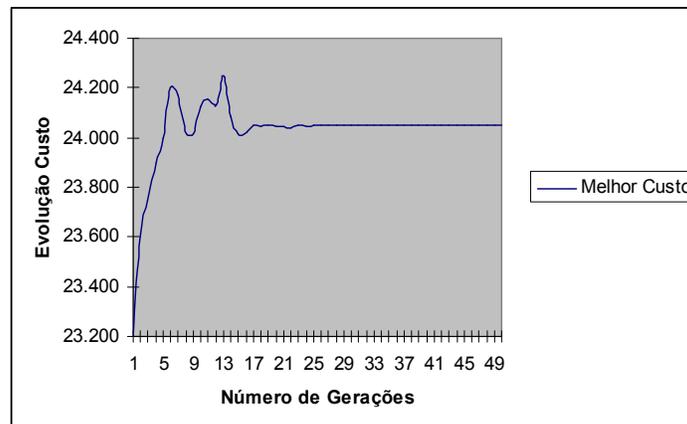


Figura 3. Gráfico dos melhores custos do melhor individuo.

6. CONCLUSÕES

Esse trabalho apresentou uma abordagem baseada em Algoritmos Culturais e Algoritmos Genéticos para o problema do Despacho Econômico. Os resultados obtidos pela abordagem proposta são superiores àqueles publicados na literatura, demonstrando o bom comportamento do algoritmo.

Os resultados evidenciam que o Algoritmo Cultural pode produzir melhorias substanciais de desempenho em termos da qualidade das soluções e do tempo computacional despendido na obtenção das mesmas em problemas de minimização sem restrições.

REFERÊNCIAS

- [1] Reynolds, R.G; Chung, C. Fuzzy approaches to acquiring experimental knowledge in cultural algorithms. IEEE, p.260-264, 1997.
- [2] Reynolds, R. G., An introduction to cultural algorithm. In: 3rd Annual Conference on Evolutionary Programming. [S.l.: s.n.], 1994.
- [3] Becerra L. R., Algoritmos Culturales Aplicados a Optimización com Restricciones y Optimización Multiobjetivo. Tese (Mestrado) – Centro de Investigacion y de Estudios Avanzados del Instituto Politécnico Nacional – 2002.
- [4] Reynolds, R. G., Advances in evolutionary computation. In: [S.l.]: Mc-Graw Hill Press, 1999. cap. An Overview of Cultural Algorithms in cultural algorithms. IEEE, p. 260 – 267, 1997.
- [5] Reynolds, R. G., Advances in evolutionary computation. In: . [S.l.]: Mc- Graw Hill Press, 1999. cap. An Overview of Cultural Algorithms.
- [6] Becerra, L. R.; Coello, C. A. C., Culturizing Differential Evolution for Constrained Optimization. In: Genetic and Evolutionary Computation Conference. [S.l.: s.n.], 2005. p. 27–34.
- [7] Reynolds, R. G. Cultural swarms: knowledge-driven problem solving in social systems. In: IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, p. 3589-3594 vol.4, 2003.
- [8] Jin, X. Reynolds, R. G. Using knowledge-based evolutionary computation to solve nonlinear constraint optimization problems: a cultural algorithm approach. IEEE, p. 1672-1678, 1999.
- [9] Reynolds, R.; Zhu, S. Knowledge-based function optimization using fuzzy cultural algorithms with evolutionary programming. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics - Part B, v. 31, n. 1, p. 1–18, 2001.
- [10] Chung, C. J. Knowledge-Based Approaches to Self-Adaptation in Cultural Algorithms. PhD theses, Wayne State University, Detroit, Michigan, 1997.
- [11] Reynolds, R. G.; Peng B; Che, X., Knowledge Swarms: Generating Emergent Social Structure in Dynamic Environments. Paper extracted from Proceedings of the Agent 2005 Conference on Generative Social Processes, Chicago, October 13-15, 2005.

- [12] Rodrigues, N.M., Um Algoritmo Cultural para Problemas de Despacho. Dissertação (Mestrado) – UEM, 2007.
13. Reynolds, R. G., & Saleem, S. M., The Impact of Environmental Dynamics on Cultural Emergence. Perspectives on Adaptions in Natural and Artificial Systems. Oxford University Press, 2005.
14. Sternberg, M.; Reynolds, R. G. Using cultural algorithms to support reengineering of rule-based expert systems in dynamic performance environments: A case study in fraud detection. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, v. 1, n. 4, p. 225 – 243, November 1997.
15. Peng, B.; Reynolds, R. G.; Brewster, J. Cultural swarms. IEEE, 2003.
16. Takahashi, L. Abordagem de Sistemas Inteligentes para a Solução do Problema de Despacho Econômico de Geração. 2004. Universidade Estadual Paulista.
17. Samed, M. M.A., Um Algoritmo Genético Híbrido Co-Evolutivo para Resolver Problemas de Despacho. Tese (Doutorado) – UEM, 2004.