

Estudos Sobre Algoritmo Cultural para a Otimização no Mapeamento de Ambientes Virtuais

Eduardo de Moraes Fróes, FEEC, Unicamp.

Resumo – O presente trabalho consiste em um estudo sobre algoritmo cultural como forma de otimização do mapeamento de ambientes virtuais de agentes inteligentes. O estudo aborda o conhecimento e a explicação sobre o que é algoritmo cultural, sua origem, e utilização neste respectivo trabalho, com o entendimento sobre o que é cultura aos olhos dos sistemas cognitivos artificiais e juntamente com uma análise de como os algoritmos culturais podem auxiliar os agentes inteligentes na disseminação da cultura do mapeamento do ambiente e dos objetos presentes na cena.

Abstract - This paper presents a study on cultural algorithms as a way of optimizing the mapping of virtual environments for intelligent agents. The study abhors knowledge and explanation of what is cultural algorithm, its origin and use in their work, with the understanding of what culture is in the eyes of artificial cognitive systems and together with an analysis of how cultural algorithms can assist intelligent agents dissemination of cultural mapping of the environment and objects on the scene.

Palavras-chave: Algoritmo Cultural, Algoritmos Evolutivos, Agentes Inteligentes, Cultura, Ambientes Virtuais.

I. INTRODUÇÃO

Nos últimos anos, estudos relacionados a Ciência Cognitiva (CC) está cada vez mais em destaque tanto no meio acadêmico quanto empresarial. No que se diz respeito a Engenharia de Computação, a Inteligência Artificial (IA) é um dos assuntos mais procurados e estudados na CC, justamente pelo grande desafio que a área propõe para o ser humano devido ao quadro de reprodução artificial de sua própria mente e também a de outros seres vivos. O trabalho consiste em um estudo a respeito de Algoritmos Culturais (AC) como uma ferramenta de otimização para o mapeamento de ambientes virtuais. O A.C. é um algoritmo evolutivo que foi proposto por Reynolds em 1994, o qual sugere que a cultura tenha um modelo representativo semelhante à teoria evolucionista e adaptativa proposta por Charles Robert Darwin, que neste caso, está relacionado com disseminação da informação por meio de gerações, as quais se transformam em uma cultura sólida e enraizada [1].

O uso de AC servirá como uma maneira de obtenção de informações “comuns” e padronizadas do ambiente e das localizações dos objetos presentes nele de forma otimizada, sendo que, as informações “brutas” sejam fornecidas pelos

agentes inteligentes através de exploração desse ambiente, tendo variáveis que serão avaliadas como: distância percorrida de um ponto a ponto (objeto a objeto) e tempo decorrido até a descoberta do objeto alvo [1].

As informações ótimas geradas através dos A.C. serão compartilhadas entre os agentes fazendo com que eles melhorem suas explorações, sabendo quais as melhores rotas a partir de determinados pontos e da localização dos objetos. Pensando na aplicabilidade de um sistema projetado deste modo, pode ser utilizado tanto como controladores de robôs para a fazeres domésticos/entretenimento auxiliando no mapeamento do ambiente real até em jogos de computador.

II. CULTURA EM SISTEMAS DE COGNIÇÃO ARTIFICIAL

A Cultura segundo definições de Taylor é todo meio que apresente conhecimento, arte, crença, moral, costume e qualquer outra atividade que seja adquirida pelo ser humano quando imerso em sua sociedade [2]. Já Reynolds e Zhu, concluem que a cultura é “um vínculo de informações acessíveis globalmente por todos os membros da sociedade e que pode ser útil em direcionar (influenciar) suas atividades para soluções de problemas” [3]. No ponto de vista dos sistemas de cognição artificial, a cultura se dispõe na interação entre elementos computacionalmente implementados que compartilham de um conhecimento de “senso comum” caracterizando uma metáfora cultural. Como apresentado neste trabalho, a cultura é interpretada como a interação e troca de informações entre agentes inteligentes que exploram um ambiente que vislumbram um conhecimento estruturado (otimizado) sobre rotas e localizações de objetos [1].

Não somente em A.C. mas um exemplo de Sistema Cognitivo Artificial que utiliza-se cultura são as criaturas gregorianas de Denett proposta em 1996 [2]. As criaturas gregorianas apresentam um tipo de mente, que ao contrário das teorias anteriores propostas por ele mesmo (Darwinianas, Skinnerianas e Popperianas) as criaturas gregorianas disseminavam cultura no ambiente onde estavam inseridas, ou seja, “escreviam” e “liam” informações deixadas por e para outras criaturas. [2]. Além disso, as criaturas gregorianas eram capazes de realizar uma virtualização do ambiente em sua mente para que pudessem realizar experimentos mentais de determinados comportamentos, os quais, iriam executar no ambiente, tendo uma visibilidade otimizada do que iria acontecer se executasse esse comportamento. Desta forma, com a disseminação da cultura entre as criaturas faziam com que elas obtivessem informações de determinados

comportamentos já executados de outros indivíduos, resultando assim em uma execução melhor de seus comportamentos [2].

III. ALGORITMOS CULTURAIS

O Algoritmo Cultural é uma vertente presente dentro dos Algoritmos Evolutivos (AE) e foi proposto por Robert Reynolds em 1994 [1][4]. Da mesma forma que os AE, o AC foi inspirado na teoria da evolução e adaptação de Charles Robert Darwin [6]. Com os conceitos da teoria evolucionista, os AE são caracterizados com uma metáfora evolutiva que em seu contexto geral foi proposto para resolução de problemas que necessitam de otimização (busca da solução ótima), ou seja, uma meta-heurística que por sua definição é a busca de possíveis soluções candidatas em um espaço de contexto local ou global visando a maior eficácia possível [6]. Cada indivíduo presente nos AE, apresenta características genotípicas de uma determinada solução. Os indivíduos presentes neste meio se reproduzem gerando novos indivíduos filhos, que por sua vez, sofrem mutação de seus genes determinando uma nova geração e este ciclo se repete até convergir em uma solução ótima [6].

Para uma medida de comparação posterior com um AC, a seguir temos uma breve apresentação dos elementos fundamentais de uma AE padrão:

Espaço Populacional: população de indivíduos candidatos que se reproduzem gerando novos filhos em busca da solução ótima [6].

Variação Genética: os indivíduos filhos gerados, além de apresentarem características genéticas de seus antecessores, eles apresentam mutação genética [6].

Seleção Natural: para que haja a seleção dos indivíduos, utiliza-se uma função de avaliação conhecida como função de *fitness* que nada mais é do que um método de avaliação que resulta em um valor para o indivíduo conforme sua adaptação, qualidade. A partir da análise de *fitness* dos indivíduos pode-se realizar a seleção natural [6].

Segue abaixo a demonstração de um AE padrão (Figura 1):

```

procedimento [P] = algoritmo_evolutivo(N, pc, pm)
  P'' ← inicializa(N)
  fit ← avalia(P'')
  t ← 1
  enquanto condição_de_parada não for satisfeita faça,
    P ← seleciona(P'', fit)
    P' ← reproduz(P, fit, pc)
    P'' ← varia(P', pm)
    fit ← avalia(P'')
    t ← t + 1
  fim enquanto
fim procedimento

```

Figura 1 – Algoritmo Evolutivo [6].

Como demonstrado anteriormente, o algoritmo evolutivo padrão segue a seguinte lógica:

1º - Inicializar o Espaço Populacional;

2º - Avaliar a População;

3º - Enquanto a solução ótima não for satisfeita, faça;

4º - Selecionar os indivíduos com o melhor *fitness*;

5º - Gerar novos indivíduos;

6º - Realizar mutação nos indivíduos filhos;

7º - Anexe os novos indivíduos ao espaço populacional;

8º - Avaliar novo espaço populacional.

Entretanto, o AC representa uma metáfora cultural, ou seja, detém alguns conceitos referentes a cultura presente em outras ciências como: sociologia, antropologia, e entre outras [1][4]. Tendo essa visão juntamente com a proposta de Reynolds, a cultura pode ser comparada de forma direta como a teoria evolucionista, pois, a cultura evolui conforme os seus indivíduos se adaptam ao meio onde estão imersos. Em outras palavras, a cultura evolui e se modifica conforme a informação é disseminada durante as gerações e, conseqüentemente, aceita em um espaço de crenças, que acaba influenciando de forma direta na geração de novos conhecimentos para os agentes. Segundo Reynolds, ao realizar-se uma comparação com teoria evolucionista biológica, a cultura evolui e se adapta mais rapidamente durante as gerações. É importante ressaltar que Reynolds demonstra que o conhecimento e o aprendizado envolvido na disseminação das informações trata-se de um processo de interação coletiva entre os indivíduos e não somente de um único indivíduo.

O AE padrão apresenta somente o espaço populacional como um método herança de possíveis soluções ótimas. Já no AC, além de apresentar os conceitos do AE padrão, Reynolds propõem o conceito de dupla herança, ou seja, dois espaços de indivíduos que são o espaço de crenças e o espaço populacional. A figura 2 demonstra o diagrama da estrutura presente em um AC.

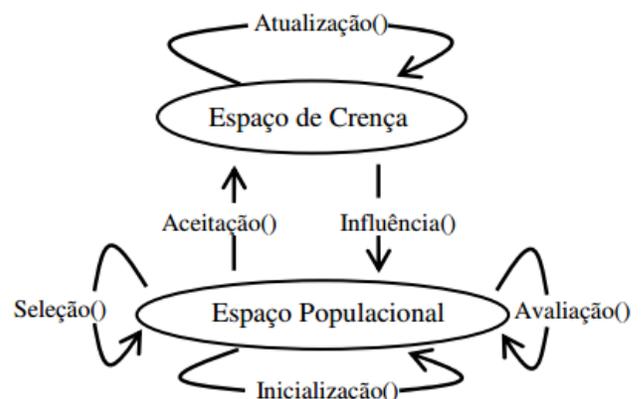


Figura 2 – Módulos de Algoritmo Cultural [7].

O AC é composto pelos seguintes elementos:

Espaço Populacional: População de indivíduos (soluções) a ser evoluída (otimizada). Neste estudo, as rotas executadas

pelos agentes a partir do ponto inicial (*land mark* zero) até o Objeto X [1][4].

Espaço de Crenças (*belief space*): Repositório de conhecimentos gerados pelo processo de evolução cultural. Os conhecimentos gerados neste espaço deve estar disponível para todos os agentes [1][4].

Protocolos de Comunicação: Estes são responsáveis por fazer a interação entre o espaço populacional dos agentes e o espaço de crenças. Tendo em vista essa funcionalidade, os protocolos são responsáveis por definir quais indivíduos da população dos agentes irá compor o espaço de crenças (aceitação). Da mesma forma, os protocolos irão determinar quais conhecimentos presentes no espaço de crenças irão disseminar para o espaço populacional dos agentes. Protocolos como: Aceitação, Influência [1][4][7].

Nos AC, a solução é definida pela mesma lógica do AE padrão, porém, com conceito de dupla herança o mesmo está sob a influencia do espaço de crenças que faz com que a solução ótima gerada tenha tendência aos conhecimentos presentes neste espaço. Ou seja, o espaço de crenças indica em que direção a solução ótima irá seguir, conforme a interação dos espaços[1][7], segundo visão de Neto: “Através da troca de experiências entre os vários elementos de uma população de agentes, são alteradas as crenças de toda uma população. Estas crenças, muitas vezes referidas como espaço de crenças (*belief space*), são utilizadas para direcionar a evolução de toda a população e de sua ação no meio” [3].

A figura 3 ilustra o pseudocódigo do AC:

```

begin
  t = 1;
  Initialize(Pop(t));
  Initialize(Beliefs(t));
  repeat
    Evaluate(Pop(t));
    Beliefs(t)' = Vote(Beliefs(t) , Accept(Pop(t)));
    Beliefs(t+1) = Inherit(Beliefs(t)');
    Pop(t)' = Promote(Beliefs(t+1), Pop(t));
    Pop(t+1) = Reproduce(Pop(t)');
    t = t + 1;
  until termination condition achieved;
end

```

Figura 3 – Algoritmo Cultural [1].

Como demonstrado na figura 3, o AC segue os seguintes passos:

Initialize(POP(t)): neste passo é inicializada a população de indivíduos (soluções) no espaço populacional [1].

Inicialize(Beliefs(t)): nesta etapa, inicializa-se a população de crenças (conhecimentos) no espaço de crenças. Vale ressaltar que no instante $t = 0$, geralmente o espaço de crenças não apresenta nenhum indivíduo, justamente pelo o fato que neste instante não ocorreu nenhuma iteração da disseminação do conhecimento [1].

Evaluate(Pop(t)): ao iniciar o laço, os indivíduos da população devem ser avaliados através de uma função de

fitness ou avaliação, para que haja posteriormente um critério de seleção [1].

Beliefs(t)' = Vote(Beliefs(t), Accept(Pop(t))): nesta etapa, acontece a seleção dos indivíduos através da função de aceitação e associada a crenças correntes. Conseqüentemente, essas crenças são ajustadas gerando o espaço de crença temporal Beliefs(t)' [1].

Beliefs(t+1) = Inherit(Beliefs(t)'): com o espaço de crenças temporário é feita a herança dos conhecimentos para o espaço de crenças atuais Beliefs(t+1) [1].

Pop(t)' = Promote(Beliefs(t+1), Pop(t)): neste momento, as crenças atuais irão influenciar a evolução dos indivíduos do espaço populacional, agregando os indivíduos do espaço de crenças ao espaço populacional temporário Pop(t)' [1].

Pop(t+1) = Reproduce(Pop(t)'): com a influência do espaço de crenças, o espaço populacional temporário Pop(t)' são reproduzidos, constituindo uma nova geração [1].

IV. AMBIENTE E CONTROLE DOS AGENTES INTELIGENTES

Primeiramente, para o desenvolvimento do estudo há a necessidade de escolher um *Game Engine*, que neste estudo recomenda-se o uso da *engine opensource Jmonkey*. Esta *engine* é escrita para o desenvolvimento na linguagem de programação Java e apresenta toolkits para desenvolvimento do ambiente, funções de física já implementadas e funções de controle para os personagens em cena o que facilita para o desenvolvimento de um futuro experimento. O ambiente padrão proposto para o estudo é de três dimensões sendo composto de dois agentes inteligentes (cubos) e um objeto atrativo (esfera). Os agentes iniciam sua busca pelo objeto atrativo a partir de um *landmark zero*, ou seja, um ponto de partida comum para ambos agentes, correspondendo ao centro do mapa virtual. O objeto atrativo, a cada execução do ambiente é posicionado em lugares diferentes do mapa. A figura 4 demonstra o ambiente virtual proposto.



Figura 4 – Ambiente Virtual.

Em primeiro momento, os agentes começam a executar um comportamento explorativo, com movimentações aleatórias e velocidade constante, tendo vista a exploração do ambiente até que o agente colide com o objeto procurado, caracterizando-o assim como um objeto encontrado. Durante essa exploração, em um intervalo de 500ms (quinhentos milissegundos) é feito o registro da posição referente ao plano XY juntamente com o ângulo (θ – referente a o plano XY) direcional, ao qual o agente irá tomar para a próxima movimentação. Sendo assim, o registro da rota dos agentes é um vetor de padrão [XY, θ]. Quando o objeto é encontrado o agente volta para a *landmark* zero e reinicia sua busca. São executadas ao menos cinco rotas de cada agente até o objeto, tendo assim diferentes rotas para serem analisadas e disseminadas pelo AC. Além dos pontos percorridos pelos agentes, é registrado o tempo de percurso do agente até o objeto, que servirá como uma análise qualitativa e quantitativa da rota executada por ele.

Após da execução do AC e conseqüentemente definida a rota ótima, cada agente apresenta uma rede neural do tipo *MultiLayer Perceptron* (MLP) juntamente com o algoritmo de *Backpropagation*. O intuito deste trabalho não é estudar as redes neurais, mas de maneira resumida, as redes neurais artificiais (RNA) MLP é um modelo matemático baseado nas conexões existentes entre neurônios biológicos sendo utilizados para diversas aplicabilidades. O classificador de padrões corresponde à aplicabilidade mais utilizada apresentando uma rede interconectada de modelos de neurônios matemáticos chamados de *Perceptron* [8][9]. Os parâmetros da MLP são reguladas conforme a execução do algoritmo de *Backpropagation*, que faz com que a rede se molde conforme os dados fornecidos para treinamento e cálculo de erro [8].

O propósito da MLP, neste trabalho, é de utilizá-lo como controle dos agentes inteligentes. Além de ser uma ferramenta consolidada pela comunidade de pesquisadores como sistema de controle motor para agentes, o uso da MLP serve para que os agentes inteligentes não utilizem os pontos da rota otimizada como verdade absoluta, ou seja, os agentes devem utilizar-se da rota otimizada como parâmetro de direção e sentido. Imagine a seguinte situação, quando se ensina uma pessoa a chegar em um destino, define-se uma rota a seguir, porém não quer dizer que o indivíduo seguirá perfeitamente nos pontos do plano XY definida pela rota e sim irá seguir na direção que a rota sugere.

A rede MLP terá duas camadas, uma camada intermediária com oito neurônios e uma camada de saída com um neurônio. Elas têm duas entradas X e Y, e como saída o ângulo θ . É apresentado a rota ótima como entrada para as redes neurais dos agentes para que se adaptem e gerem o ângulo direcional para agentes a partir da posição onde eles estão situados. Sendo assim, com o ângulo θ gerado pela MLP pode direcionar o agente para a direção da rota otimizada [9].

V. ALGORITMO CULTURAL NA OTIMIZAÇÃO DO MAPEAMENTO

Como demonstrado pelos capítulos anteriores, vamos utilizar os conceitos para expor uma forma de utilização dos potenciais do AC para a otimização no mapeamento de ambientes virtuais.

Para demonstrar o uso dos AC, neste trabalho, há a necessidade de denominar como A e B os dois agentes presentes nesta sociedade juntamente com o objeto denominado X. Cada agente apresenta seu espaço populacional (rotas) que foi gerado a partir da exploração do ambiente e um espaço compartilhado sendo denotado como espaço de crenças que ambos irão contribuir para a fixação da cultura desenvolvida por eles.

Os agentes irão inicialmente explorar o ambiente em busca do objeto X. Com a evolução dos espaços populacionais dos agentes e a fixação do espaço de crenças, há a necessidade de se reavaliar o espaço populacional dos agentes, pois, como visto nos capítulos anteriores com os AE e o AC, a população sofre mudanças em seus genes, devido os cruzamentos e as mutações. Esta reavaliação simplesmente se dá reexecutando a rota selecionada para compor o espaço de crenças e populacional, ou seja, obtendo-se novos parâmetros de rotas XY, ângulo direcional e tempo.

Após encontrarem cinco vezes o objeto X, são definidas as seguintes populações de rotas dos agentes com os seus respectivos tempos cronometrados conforme a tabela 1 e 2.

Rotas	Tempo
Rota A1	00:37:537
Rota A2	00:51:473
Rota A3	01:10:294
Rota A4	01:31:912
Rota A5	02:06:991

Tabela 1 – Rotas executadas pelo Agente A.

Rotas	Tempo
Rota B1	00:29:294
Rota B2	00:49:721
Rota B3	01:00:213
Rota B4	01:46:041
Rota B5	03:01:012

Tabela 2 – Rotas executadas pelo Agente B.

O tempo presente em cada uma das rotas executadas pelos agentes servirá como modo de avaliação quantitativa e qualitativa que irá diferenciar se uma rota é ou não melhor do que outra.

Ao iniciar o AC, o espaço de crenças está vazio, significando que a priori os agentes não contribuíram para o desenvolvimento da cultura. Os conteúdos do espaço de crenças são alterados conforme é executado o AC.

Tendo a execução do AC, analisa-se o contexto populacional do agente A com os seguintes passos:

Evaluate: seleciona os indivíduos da população de A pelo menor tempo decorrido para encontrar o X (ranking) [1].

Accept: determina qual indivíduo irá contribuir para o espaço conforme a função de aceitação, ou seja, o indivíduo de menor tempo [1]. Neste caso a Rota A1.

Rota A1	00:37:537
---------	-----------

Vote e Inherit: neste momento o indivíduo selecionado é incorporado ao espaço de crenças que fica neste momento com o seguinte conteúdo [1].

Espaço de crenças temporário:

Rota A1	00:37:537
---------	-----------

Promote e Reproduce: é gerado um novo espaço de crenças e consequentemente gerando nova população de indivíduos no agente A e reexecutando as rotas desta nova geração para obter novos parâmetros de rota e tempo. Sendo assim, neste momento o espaço populacional de A e o espaço de crenças estão [1]:

Espaço populacional de A:

Rotas	Tempo
Rota A1	00:38:179
Rota A2	00:51:821
Rota A3	01:09:138
Rota A4	01:31:192
Rota A5	02:04:329

Espaço de crenças temporário:

Rota A1	00:38:179
---------	-----------

Neste momento a Rota A1 já foi fixada dentro do espaço de crenças e não deve ser mais alterada, caracterizando o fim da execução parcial do AC para o agente A.

No contexto do agente B, segue com os seguintes passos:

Evaluate: seleciona os indivíduos da população B pelo menor tempo decorrido para encontrar o X (ranking) [1].

Accept: determina qual indivíduo irá contribuir para o espaço conforme a função de aceitação, ou seja, o indivíduo de menor tempo [1]. Neste caso a Rota B1.

Rota B1	00:29:294
---------	-----------

Vote e Inherit: neste momento o indivíduo selecionado é incorporado ao espaço de crenças que fica neste momento com o seguinte conteúdo [1].

Espaço de crenças temporário:

Rota A1	00:38:179
Rota B1	00:29:294

Promote e Reproduce: é gerado um novo espaço de crenças e consequentemente gerando uma nova população de indivíduos no agente B e reexecutando as rotas desta nova geração para obter novos parâmetros de rota e tempo. Sendo assim, neste momento o espaço populacional de B e o espaço de crenças estão:

Espaço populacional de B:

Rotas	Tempo
Rota B1	00:30:650
Rota A1	00:38:179
Rota B2	00:49:721
Rota B3	01:00:213
Rota B4	01:46:041
Rota B5	03:01:012

Espaço de crenças temporário:

Rota A1	00:38:179
Rota B1	00:30:650

Neste momento as Rota A1 e B1 já foram fixadas dentro do espaço de crenças e não devem ser mais alteradas, caracterizando o fim da execução parcial do AC para agente B.

Sendo assim, o AC continua executando novamente para o contexto do agente A. Mas quando o AC converge para uma solução ótima? Quando todos os indivíduos de ambas populações de ambos agentes forem iguais ao espaço de crenças, ou seja, caracterizando assim o conhecimento de senso comum entre os agentes inteligentes [1].

Ao final, a rota do espaço de crenças que apresentará menos tempo na execução de seu percurso é considerada como a rota ótima.

VI. CONCLUSÃO

Como estudado neste artigo, percebe-se que a cultura propriamente dita como nós conhecemos em outras disciplinas não é muito diferente aos olhos dos sistemas cognitivos artificiais e podem ser implementadas computacionalmente. Nesta visão, a cultura surge na interação de indivíduos imersos em uma sociedade que busca compartilhar conhecimentos, porém precisamos caracterizar uma metáfora para que ela seja de grande valor.

A utilização de AC, demonstrou que contribui

significativamente para a otimização no mapeamento de ambientes virtuais. Embora, apesar da sua relevância eficaz no mapeamento do ambiente, os AC, com estudo aqui demonstrado, não garantem o resultado ótimo no ponto de vista da melhor rota (reta) para se alcançar um determinado objeto e sim na disseminação das melhores experiências presentes na cultura gerada pelos agentes inteligentes que visam o “senso comum” de conhecimentos.

REFERÊNCIAS

- [1] PARREIRA, L. H. J. Um estudo sobre os algoritmos culturais como mecanismos de metacognição em Sistemas de Cognição Artificial. 2009. Departamento de Engenharia de Computação e Automação Industrial (DCA), Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação (FEEC) Unicamp, Campinas-SP. Disponível em: <<http://www.dca.fee.unicamp.br/~gudwin/courses/IA889/2009/IA889-15.pdf>> Acesso em: 20. nov. 2014.
- [2] GUDWIN, R. R. Aula 5- Linguística e Antropologia. 2014. IA889 – Sistemas de Cognição Artificial. Departamento de Engenharia de Computação e Automação Industrial (DCA), Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação (FEEC) Unicamp, Campinas-SP. Disponível em: <<http://www.dca.fee.unicamp.br/~gudwin/ftp/ia889/Aula05.pdf>> Acesso em: 20. nov. 2014.
- [3] REYNOLDS, R.; Zhu, S. (2001). 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.
- [4] REYNOLDS, R.G. An introduction to cultural algorithms. 1994. Evolutionary Programming- Proceedings of the Third Annual Conference. World Scientific Press. San Diego, CA, USA. p. 131-139.
- [5] REYNOLDS, R.G.; CHUNG, C. A Self- adaptive Approach to Representation Shifts in Cultural Algorithms. 1996. IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Nagoya, Japan. p. 94-99.
- [6] CASTRO, L.; BOCCATO, L.; ZUBEN, F. V.; ATTUX, R. Algoritmos Evolutivos – Visão Geral. 2014. IA707 – Tópico 3- Algoritmos Evolutivos – Visão Geral. Departamento de Engenharia de Computação e Automação Industrial (DCA), Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação (FEEC) Unicamp, Campinas-SP. Disponível em: <http://www.dca.fee.unicamp.br/~lbocato/topico3_14.pdf> Acesso em: 20. nov. 2014.
- [7] SILVA, A.J.D.; SILVA, J. A. L.; AFFONSO, C. M.; OLIVEIRA, R. C. L. Uso de Algoritmo Cultural com uma nova abordagem memética por meio do simulated annealing para o problema do caixeiro viajante. S/ Data. Lab. de Computação Bio-Inspirada (LCBio), Faculdade de Eng. da Computação e de Telecomunicações (FCT), Universidade Federal do Paraná (UFPA).
- [8] VON ZUBEN, F. J.; R. R. F. Attux, Notas de Aula do Curso IA004 – Redes Neurais II, FEEC/UNICAMP, 2010. Departamento de Engenharia de Computação e Automação Industrial (DCA), Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação (FEEC) Unicamp, Campinas-SP. Disponível em: <ftp://ftp.dca.fee.unicamp.br/pub/docs/vonzuben/ia004_1s10/notas_de_aula/topico1_IA004_1s10_Parte1.pdf>
- [9] PESSIN, G.; OSÓRIO, F. S.; MUSSE, S. R.; NONNEMACHER, V.; FERREIRA, S. S., Desenvolvimento de um sistema multi-robótico com controle inteligente aplicado na identificação e combate de incêndios em áreas florestais, 2007. Disponível em: <<http://osorio.wait4.org/publications/Pessin-et-al-Observatorio-Unochapeco-2007.pdf>>