

ALGORITMOS CULTURAIS: CONCEITUAÇÃO E APLICAÇÃO EM ROBÓTICA

Benjamin Franklin*

Marcel Bergerman**

* Net-X-Perts

Alameda Sarapuí, 256 - Alphaville - SP - 06500-000

belfra@uol.com.br

** Instituto de Automação

Caixa Postal 6162 - Campinas - SP - 13083-970

marcel@ia.cti.br

RESUMO

Computação evolutiva é um nome genérico dado à resolução de problemas computacionais que usam modelos do processo evolutivo como elemento chave em seu planejamento e implementação. Entre os vários modelos de algoritmos evolutivos propostos, paradigmas culturais podem oferecer um modelo de resolução de problemas que envolvem o uso de senso comum e de criação de categorias. Neste trabalho, abordaremos a utilização de algoritmos estritamente culturais, onde, através de uma simulação dos processos culturais, torna-se possível a criação de esquemas de comportamento para agentes em universos não estruturados e imprevisíveis. Esta abordagem tem aplicações práticas iminentes na área de automação, como, por exemplo, nas aplicações destinadas a otimização de trajetórias de um robô explorador móvel em um ambiente desconhecido e mutável, com sensores de avaliação do mundo externo limitados e ausência completa de algoritmos preliminares para resolução de problemas específicos imprevisíveis.

1 INTRODUÇÃO

Uma das grandes vantagens da espécie humana na resolução de problemas complexos é a sua possibilidade de agir dentro de padrões de comportamento preestabelecidos, dados pelo senso comum e que simplificam o processo de tomada de decisões de um número infinito de possibilidades para alguns caminhos viáveis de comportamento.

Já em sistemas artificiais, o problema da criação de um “senso comum” é complicado pela inexistência de um senso comum universal válido em todos os lugares e em todos os tempos. O senso comum passa, portanto, a ser um problema de origem cultural e deve ser tratado apropriadamente.

De acordo com o ponto de vista do antropólogo Geertz, *a cultura seria melhor vista como um conjunto de mecanismos de controle (o que os engenheiros de computação chamam de “programas”) para governar o comportamento. A segunda idéia é que o homem é precisamente o animal mais desesperadamente dependente de tais mecanismos de controle, extragenéticos, para ordenar seu comportamento* [1].

Outras abordagens vindas da biologia admitem a interferência da cultura na natureza e vice versa, a chamada coevolução gene-cultura, onde regras epigenéticas orientariam o comportamento humano. *A epigênese, originalmente um conceito biológico, significa o desenvolvimento de um organismo sob influência conjunta da hereditariedade e do ambiente. As regras epigenéticas ... são regras práticas que permitem aos organismos encontrar soluções rápidas para problemas encontrados no ambiente. Elas predispõem os indivíduos a ver o mundo de certa forma inata e automaticamente fazer certas escolhas em vez de outras. Tipicamente impelidas pelas emoções, as regras epigenéticas em todas as categorias de comportamento dirigem o indivíduo para as reações relativamente rápidas e exatas mais passíveis de garantir a sobrevivência e a reprodução. Entretanto, deixam em aberto a geração potencial de uma imensa série de variações e combinações culturais. Às vezes, especialmente em sociedades complexas, não mais contribuem para a saúde e o bem-estar. O comportamento que orientam pode dar errado e militar contra os melhores interesses do indivíduo e da sociedade* [2].

Desta forma, seja pela vertente antropológica ou pela biológica, admite-se que a cultura aumenta a capacidade de adaptação do ser humano, seja em relação a problemas complexos encontrados em seu meio ambiente, ou a situações culturais novas criadas pela própria sociedade. Esta capacidade dá-se mais rapidamente do que na natureza, que utilizaria o mecanismo de seleção natural. *Tem sido freqüentemente sugerido, escreve Reynolds, que a evolução cultural habilita às sociedades a evoluir ou se adaptar ao seu ambiente em taxas que excedem as da evolução biológica baseada somente na herança genética* [3].

Algoritmos culturais são baseados nesta premissa, de que pode-se melhorar a taxa de aprendizado de um algoritmo evolutivo adicionando-se mais um elemento de pressão evolutiva – o chamado *belief space*, um mecanismo cultural. Desta forma um sistema de dupla herança, tanto genética individual quanto cultural, poderia adaptar-se melhor e responder com mais eficiência a um grande número de problemas, como demonstrou Reynolds [4].

2 UM MODELO ESTRITAMENTE CULTURAL

Reynolds propôs um modelo de algoritmo cultural baseado na descrição do Algoritmo Genético de Holland [5], pois este oferece uma formulação específica formalizada sobre sua taxa de exploração de possibilidades em um espaço dado. No presente trabalho, no entanto, pretendemos explorar as possibilidades dos *algoritmos estritamente cultural* (AEC), ou seja, modelos que não se utilizam de metáforas dos processos genéticos em seu algoritmo. No lugar destas metáforas, utilizaremos um modelo baseado em certas áreas das ciências humanas, tais como a antropologia e a psicanálise.

Ao adotarmos tais modelos para a criação de um algoritmo, algo que por definição deve ser estruturado e previsível, incorreremos em alguns problemas de natureza metodológica no que se refere a certas características das ciências humanas e sociais. Este fato, no entanto, não nos impede de lançar uma abordagem sistêmica sobre um conteúdo altamente complexo que se refere ao estudo da cultura e da motivação humana, desde que busquemos, em sua origem, um modelo de sistemas que aborde esta complexidade. Em outras palavras, podemos criar outras metáforas de conteúdo reducionista desde que não percamos a consciência de suas limitações. Para todos os efeitos, abordaremos os problemas culturais aqui expostos sob um ponto de vista sistêmico.

Este ponto de vista sistêmico primordial que “une”, sob um ponto de vista de sua raiz informacional, disciplinas diversas e aparentemente imiscíveis, foi desenvolvido sob o nome genérico de *cibernética* por autores como Norbert Wiener, Gordon Pask, W. Ross Ashby entre outros [6]. Quando os cientistas da computação invocam uma metáfora dos “métodos” naturais para a resolução de problemas complexos, abordam a questão cibernética dos organismos vivos. Nas palavras de Gordon Pask: *seu caráter interdisciplinar* (da cibernética) *emerge quando considera a economia não como um economista, a biologia não como um biólogo, e as máquinas não como um engenheiro. Em cada caso seu tema permanece o mesmo, isto é, como os sistemas se regulam, se reproduzem evoluem e aprendem. Seu ponto alto é de como os sistemas se organizam* [7]. Utilizaremos a cibernética e seu modelo de abordagem, desta forma, para nortear as metáforas oferecidas pelas ciências humanas.

3 DINÂMICA DE UM AEC

Ao abandonarmos os princípios da biologia, abandonamos também seu arcabouço teórico de soluções sobre a seleção natural e os seus processos evolutivos das espécies, os quais fundamentaram o segmento da computação evolutiva quanto aos algoritmos genéticos. Sendo as ciências sociais uma ciência humana e, desta forma, contendo vários modelos para explicar a questão cultural e não apenas um pensamento predominante (como na biologia sobre a seleção natural), temos agora que “escolher” um modelo para descrição do algoritmo, simplificá-lo em um modelo sistemático e transformá-lo em algo compreensível a um computador através de uma linguagem de programação.

Vários autores escreveram sobre o embate entre o indivíduo e a sociedade, e de como o primeiro influencia a segunda e vice-versa. Existe um leque bastante grande de alternativas que vão desde as perspectivas onde o indivíduo é uma construção total e completa de sua sociedade – vide Emile Durkheim –, até

modelos onde a constituição genética governa o comportamento humano deixando pouco ou quase nada para a importância de fatores socioculturais.

Para atingir um objetivo prático, adotaremos por princípio que existe uma tensão entre a vontade individual e os comportamentos incentivados pela cultura, e que, para todos os efeitos, a cultura orienta e pré-seleciona categorias de ações possíveis para os indivíduos. Retiramos as idéias centrais deste trabalho de autores que levam em conta esta perspectiva.

Para autores como Elias, existe uma sociedade constituída de indivíduos, onde o indivíduo tem um poder limitado de escolha e estas escolhas são condicionadas por relações sociais. Os indivíduos tem certa liberdade de ação, porém são direcionados por uma teia de relacionamentos anteriores a ele e que ele não pode mudar por completo.

Do ponto de vista dos agentes individuais, suas escolhas serão orientadas por o que Freud chamou de *princípio do prazer* [8], ou seja, o indivíduo tende a fazer opções que lhe dêem mais prazer, porém a cultura impõe-lhe limites à satisfação deste prazer, criando regras e tabus que restringem o campo de escolha do agente.

Desta forma, o indivíduo tem uma ação particular, porém, como define Gertz, *quando vistas por um conjunto de mecanismos simbólicos para controle do comportamento, a cultura fornece o vínculo entre o que os homens são intrinsecamente capazes de se tornar e o que eles realmente se tornam, um por um* [1].

Seguindo estas idéias centrais, estaremos trabalhando com um processo individual e social de *dupla herança* que originará o AEC. A confrontação entre a necessidade dos indivíduos em obter prazer e os mecanismos de repressão e seleção impostos pela cultura, criam um sistema de alterações mútuas, onde o indivíduo é ao mesmo tempo produto e produtor dos processos culturais - *o homem como o animal que domestica a si mesmo*.

4 ELEMENTOS DE UM AEC

Descreveremos agora, em maiores detalhes, os elementos de um AEC em resolução a um problema de busca em árvore em um universo não estruturado (*search tree* [9]) com as seguintes características.

Dado uma árvore de busca onde existam um agente em uma posição inicial (A) em busca de um alvo em posição final desconhecida (G), o objetivo de um AEC é otimizar a trajetória (menor número de passos) entre o agente e o alvo, no menor tempo possível, contornando possíveis obstáculos (B) que são *a priori* desconhecidos. O resultado desta otimização não será dado por um único agente, mas sim por um conjunto de gerações de agentes que trabalharão seguidamente no mesmo problema. O conjunto destas gerações será chamada de *comunidade*.

Para melhor compreendermos a dinâmica do algoritmo, começaremos a observar as diversas representações sobre os “nós” que compõe a árvore de decisões. Para cada nó da árvore existem três representações:

?? **Do meio ambiente** (*board*), um valor numérico que não se modifica e representa um custo para cada expansão do respectivo nó. Este custo indica o quanto de desprazer cada movimento na árvore representa para o agente,

enquanto um componente externo que pertence ao meio ambiente. Os valores contidos em cada nó da árvore só podem ser percebidos pelos agentes com sua expansão, e, por sua vez, os agentes só podem expandir os nós adjacentes à sua própria posição atual; este conjunto será denominado *quadrante*.

1	1	1	B	3	2	1
1	1	1	B	2	2	1
1	1	1	1	3	1	1
1	1	A	B	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	G	1
1	1	1	1	1	1	1

Figura 1: Definição de quadrante (área hachurada). Os números representam o custo de cada célula do *board*.

?? **Da cultura** (*belief space*), um valor numérico que surge conforme cada nó da árvore *board* seja expandido. Esta variável contém o valor respectivo acumulado de todas as expansões anteriores em *board*, ou seja, uma representação da quantidade acumulada de desprazer que este nó representa para a cultura, sendo uma representação de informação extra-somática que norteará a ação dos agentes.

?? **Da visão de mundo** (*paradigm*), uma seqüência de valores que representa a visão que um determinado agente tem do *belief space* em seu período de vida. Pode ser descrito como uma visão particular de mundo, um acúmulo particular de parte do *belief space*. Os paradigmas serão representados por uma cadeia de valores. O paradigma que melhor representar uma solução – mesmo que temporariamente – terá seu status modificado para *best paradigm* (melhor visão de mundo).

Modo exploratório

Os membros da comunidade começarão a procurar individualmente o alvo dentro da árvore de busca. O agente que encontrar a forma ótima terá o status de sua solução elevado a categoria de “modelo” da comunidade (*best paradigm*). A cultura procurará então orientar o comportamento das novas gerações de agentes em direção à solução premiada. A solução para o problema será, portanto, o conjunto de movimentos do indivíduo que encontrou otimamente a solução.

Como os agentes “escolhem” os próximos nós a serem expandidos

Nos AECs, as diferenças genéticas são substituídas por indivíduos que seguem o princípio do prazer. Cada indivíduo da comunidade (*agent*) será compelido por uma função que os leva a escolher opções com o menor valor de desprazer. Caso encontre várias opções com o mesmo valor ele terá o “livre arbítrio” – representado por uma função aleatória – de escolher uma das possíveis opções.

Os agentes escolhem os nós que tem o menor valor de desprazer indicado pelo *belief space*. Decidindo-se por uma opção, o agente interfere na própria configuração do *belief space*, incrementando-o da seguinte maneira:

$$belief\ space(x) = belief\ space(x) + board(x)$$

Os agentes deverão “escolher” quais caminhos tomar conforme o valor que sua comunidade atribua a cada setor da árvore de busca; por outro lado, estes valores também são modificados conforme os indivíduos da comunidade atuem sobre eles, criando diferentes tipos de comportamento para cada geração de agentes.

Exemplo: Analisaremos agora um exemplo de como dois agentes de uma mesma comunidade em duas gerações atuariam sobre um mesmo problema e como esta comunidade premiaria a melhor solução.

No primeiro passo da primeira geração (Figura 2.1), o agente não encontra nenhuma referência anterior sobre os valores do *belief space*, que estão portanto zerados. O agente escolhe aleatoriamente entre as sete primeiras possibilidades. O processo de movimentação do agente pela árvore pode ser descrito pelo pseudocódigo *Busca Individual*.

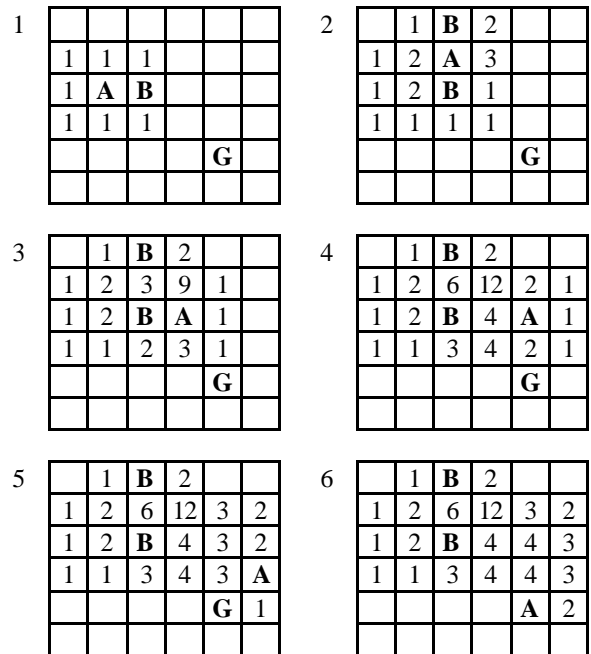


Figura 2: Evolução da primeira geração.

Busca individual
Enquanto (alvo não encontrado) ou (número de passos < número de passos em <i>best paradigm</i>)
1. agente incrementa os valores adjacentes do <i>belief space</i> com a seguinte formula: $belief\ space\ (quadrante) = belief\ space\ (quadrante) + board\ (quadrante)$
2. agente transfere os dados do <i>quadrante</i> encontrado em <i>belief space</i> para sua visão particular de mundo (<i>paradigm</i>).
3. agente escolhe entre as opções fornecidas pelo <i>belief space</i> qual será sua próxima posição em <i>board</i>
4. agente muda de posição para posição escolhida em <i>board</i> e incrementa número de passos

Caso esta seja a primeira geração, então, por definição, *best paradigm = paradigm*.

No segundo passo desta mesma geração (Figura 2.2), o agente já alterou o *belief space* e, segundo o princípio do prazer, já descarta a possibilidade de voltar para o nó anterior da árvore, pois já esteve lá antes e a sua comunidade reprimirá esta escolha. Ele então expande os próximos nós e encontra outros setores incentivados pela comunidade (Figura 2.3).

O agente continua sua busca na árvore expandindo todos os nós “filhos” e repetindo o processo de busca individual. Executado o código de exploração individual até encontrar o alvo (Figura 2.6), inicia-se uma verificação de sua métrica em relação a toda a comunidade de agentes, de acordo com o pseudocódigo *Mudança Cultural*.

Mudança cultural	
1.	caso o número de passos dados em <i>paradigm</i> seja menor que em <i>best paradigm</i> então $best\ paradigm = paradigm$
2.	os valores de <i>belief space</i> contidos em <i>best paradigm</i> são zerados, ou seja, a cultura diminui a quantidade de desprazer deste conjunto incentivando o comportamento gerado por <i>best paradigm</i>
3.	geração é incrementada
4.	inicia-se uma segunda geração de agentes

Acompanhando-se o primeiro movimento da segunda geração (Figura 3.1), notamos que este agente já encontrará restrições culturais em seu processo decisório. Lembremos que ambos os agentes seguem a mesma regra heurística, ou seja, obedecem ao mesmo princípio do prazer; porém, nesta geração, a informação externa ao agente, sua cultura, já foi modificada, sua comunidade não o incentiva a seguir um caminho já explorado de forma a limitar seu “livre arbítrio” a apenas três possibilidades. Então uma escolha é feita (Figura 3.3) e assim por diante até o alvo ser encontrado (Figura 3.5).

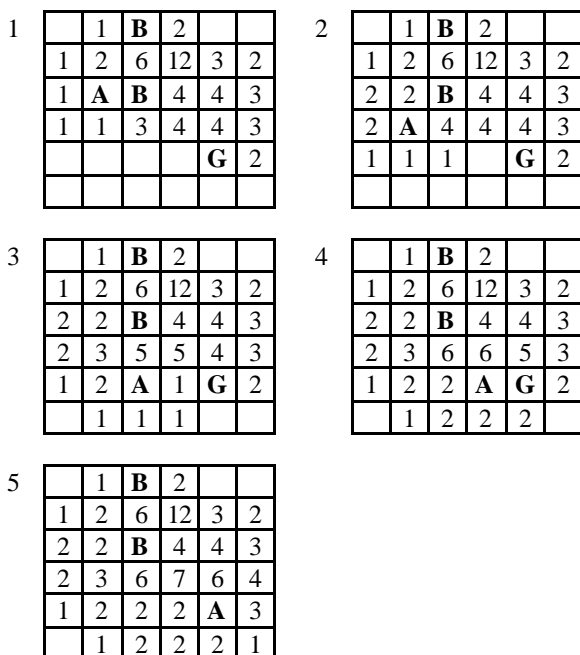


Figura 3: Evolução da segunda geração.

Neste momento, o algoritmo retoma o processo de mudança cultural, sendo que, neste caso, o segundo agente realizou seu objetivo de uma forma mais “inteligente” – com cinco passos, ou seja, com menos gasto de energia e mais prazer. Então sua forma de ver o mundo (*best paradigm*) servirá de modelo para outros agentes e a comunidade criará uma nova *ideologia* [1], conforme descrito na Figura 4.

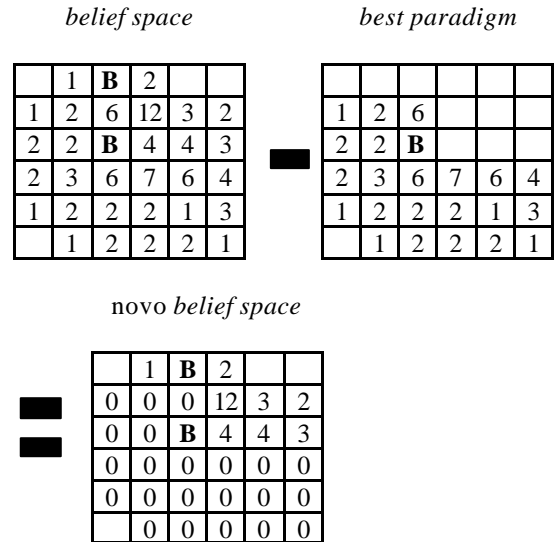


Figura 4: Criação do novo *belief space*.

Através deste mecanismo de auto-regulação, o sistema continua a procurar novas formas de otimizar os comportamentos dos novos agentes e criar novas configurações culturais. Uma vez terminado o processo, é possível não apenas delimitar bons caminhos, mas encontrar uma norma de procedimento – um gabarito de ações oferecido pela cultura – para qualquer ponto situado na área explorada da árvore.

Em uma eventual terceira geração de agentes, o comportamento deste tenderia a se aproximar ao do último agente, pois os mecanismos de controle cultural exerceriam coações e incentivos de forma a realizar um comportamento mais próximo do modelo. É interessante ressaltar que, apesar da comunidade “premiar” uma visão de mundo ao invés de outra, é necessária a diversidade de comportamentos entre os agentes para que novos parâmetros possam ser estabelecidos. Isto daria margem a uma simulação sobre o desempenho de sociedades conservadoras em relação às sociedades mais liberais, porém deixaremos este tópico para futuras pesquisas.

Finalizada a experiência da comunidade, temos construído o *belief space* – **um cenário estruturador de comportamentos para agentes em um ambiente não estruturado e complexo**. Este cenário pode ser comparado a um banco de conhecimento gerado pela própria experiência da comunidade, não tendo sido necessária, no entanto, a interferência de um programador humano. Esta característica pode ser empregada em situações onde um problema não tem seu domínio bem conhecido por especialistas humanos, onde um sistema artificial pudesse colaborar e orientar os usuários conforme sua experiência adquirida por simulação.

5 APLICAÇÃO EM NAVEGAÇÃO ROBÓTICA

Um dos problemas mais complexos e significativos na área de robótica móvel consiste em encontrar um alvo em localidade desconhecida enquanto o robô percorre um ambiente populado por obstáculos cuja localização ou forma também são desconhecidos *a priori*. Exemplos reais incluem a localização de minas terrestres ou a localização de pessoas perdidas. A solução para este tipo de problema envolve naturalmente uma busca em árvore tal qual ilustrado na Seção 4. Neste caso, o *board* representa o ambiente discretizado de evolução do robô, o agente A representa o robô, o alvo G é o alvo a ser encontrado, e os obstáculos B são as áreas por onde o robô não pode ou não consegue passar.

Para testarmos os conceitos formulados neste trabalho em navegação robótica de forma prática, foi desenvolvido o *Cultural Algorithms Simulator*, um simulador de algoritmos culturais. O *software* pode ser executado diretamente pela Internet através do endereço www.net-x-perts.com/cas.

O CAS tem como função a criação de uma estratégia de busca que seja otimizada entre o robô e o alvo, conforme o modelo mostrado na Figura 5. O universo do robô não é estruturado, ou seja, o robô não sabe onde o alvo se encontra, não conhece toda a árvore de busca, e tem uma visão do seu meio ambiente resumida às suas adjacências – o conjunto de células que estão ao seu redor. Isto se justifica na prática quando se considera que qualquer sensor que mede distância (ultrassom, infravermelho, *laser*) possui uma limitação física.

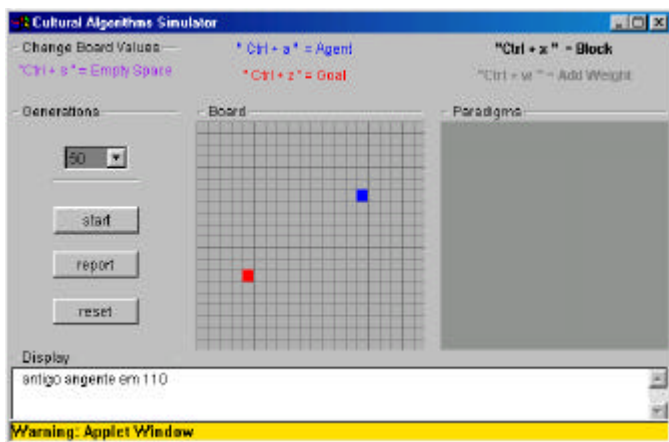


Figura 5: Simulador de algoritmos culturais CAS.

Como descrito nas sessões anteriores, a solução ao problema será dada por uma comunidade de agentes. Inicialmente, todas as células do tabuleiro estão configuradas com um valor de desprazer igual a 1 e não existem bloqueios entre o robô e o alvo (Figura 5).

As posições iniciais do robô e seu alvo, de forma a criar entre eles uma possível trajetória ótima em diagonal, são aquelas dadas na Figura 5. Este problema foi escolhido pois tem se mostrado empiricamente como um dos mais difíceis a serem resolvidos por um algoritmo cultural. Uma solução otimizada diagonalmente tem exigido um número muito maior de agentes do que outras que não são perfeitamente diagonais. Isto merecerá nossa atenção em futuras pesquisas.

Para resolver o problema proposto, criaremos inicialmente uma comunidade de 50 agentes, conforme ilustrado na Figura 5.

Iniciaremos a comunidade clicando no botão START indicado na Figura 5.

A elaboração do *belief space* e a criação do *best paradigm* podem ser acompanhadas em tempo real na janela à esquerda do *board*. Cada valor do *belief space* está associado a uma cor e a diferença entre suas tonalidades indica a diferença de seus valores. Desta forma, podemos observar a criação de categorias culturais criadas pela comunidade. Uma visualização numérica do *belief space* pode ser obtida, ao se finalizar a experiência, clicando-se no botão REPORT.

Finalizada a experiência da comunidade seu melhor paradigma é mostrado no tabuleiro indicando a solução do problema, vide Figura 6. Como podemos observar na Figura 6, o resultado obtido está longe de ser o resultado ótimo esperado. Isto significa que o número de agentes da comunidade não foi suficiente para a otimização do problema. No entanto, verificamos a crescente otimização realizada pela comunidade ao observarmos os resultados obtidos na Figura 7. O melhor paradigma obtido foi o encontrado pelo agente da décima segunda geração.

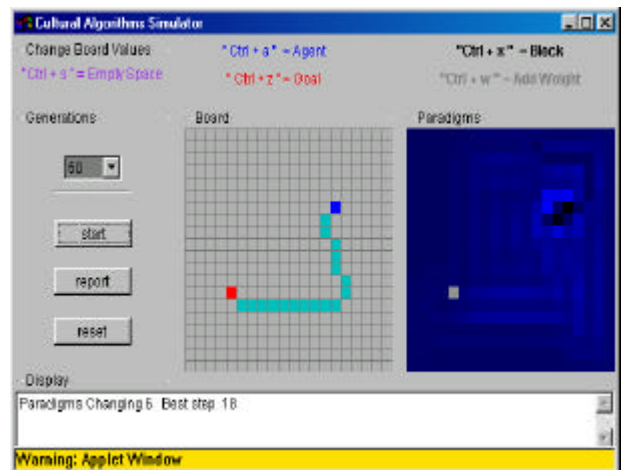


Figura 6: *Best paradigm* da primeira comunidade.

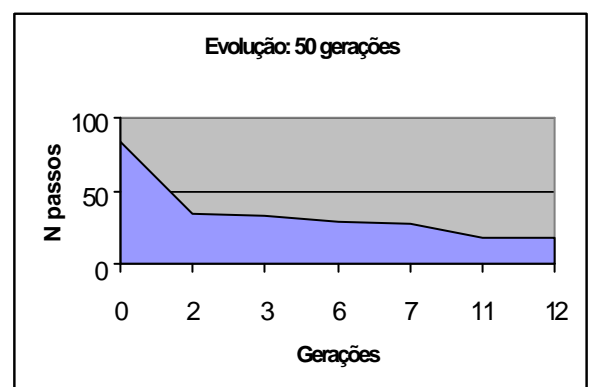


Figura 7: Evolução da primeira comunidade.

Uma vez encontrada a melhor solução com cinquenta gerações de agentes, introduziremos uma mudança “imprevista” no tabuleiro. Obstruiremos a solução da comunidade em um determinado ponto, conforme ilustrado na Figura 8. Este constitui o desafio de um algoritmo cultural, em outras palavras, a substituição de uma nova comunidade que aproveitará as configurações culturais de uma antiga para resolver um problema novo. Cria-se, desta maneira, uma resposta adaptativa a uma solução antiga.

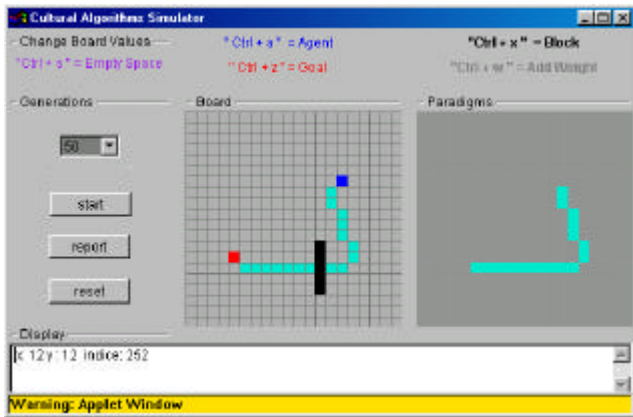


Figura 8: Obstáculos introduzidos para a evolução da segunda comunidade.

Incrementaremos, também, o número de agentes da comunidade para 1.000. Esperamos com isso ampliar as possibilidades adaptativas da nova comunidade. Notemos que a única informação herdada da primeira comunidade será o *belief space*. A segunda comunidade continua sem saber sobre seu universo e sobre a posição do alvo.

Finalizada a experiência da segunda comunidade de agentes, notamos uma grande melhoria na resolução do problema proposto. Esta melhoria se dá em dois aspectos. O primeiro no processo adaptativo, onde a segunda comunidade “aproveitou” alguns movimentos da primeira (vide Figura 9); o segundo no que diz respeito à métrica da solução, que foi sensivelmente melhorada, como mostra a Figura 10.

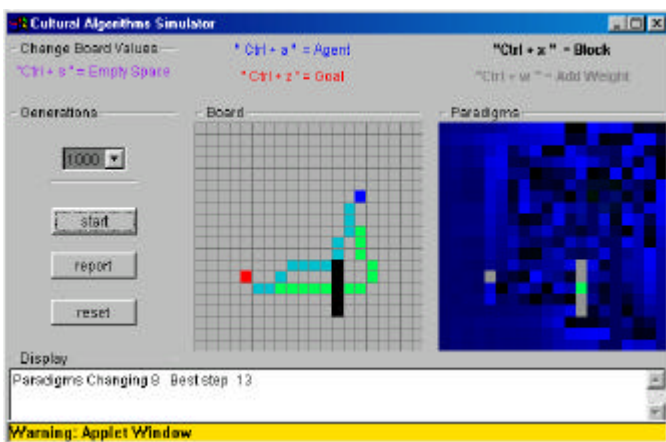


Figura 9: *Best paradigm* da segunda comunidade.

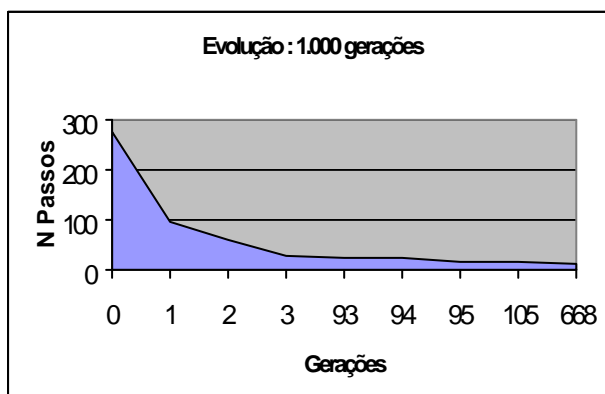


Figura 10: Evolução da segunda comunidade.

Note que a melhoria de desempenho e a mudança cultural ocorre em saltos não graduais. A segunda comunidade precisa de mais tempo para adaptar-se às configurações antigas, pois explora outras partes da árvore não delimitadas pela primeira, então ajusta-se metricamente a ela e gradualmente supera seus melhores paradigmas.

6 CONCLUSÃO

Algoritmos Estritamente Culturais (AEC) podem ser utilizados como abordagens estruturantes na solução de problemas em universos não estruturados, criando um modelo operacional de ação para agentes que atuam em ambientes não ideais, como os encontrados no mundo real. Estes algoritmos podem não somente criar soluções para problemas complexos de computação, mas também gerar esquemas valorativos dos agentes sobre o problema dado – criando formas artificiais de senso comum dentro de um determinado domínio.

Uma vasta área de pesquisa pode ser aberta para explorar o potencial prático e conceitual destas abordagens. Futuras pesquisas podem ser empreendidas no intuito de gerar algoritmos culturais otimizados para outros tipos de problemas, tais como, por exemplo, análises financeiras ou certos tipos de planejamento estratégico na área de marketing, vendas ou administração de empresas. Outra linha de pesquisa que pode ser sugerida é a comparação, em eficácia, dos algoritmos culturais com outras soluções da computação evolutiva, tais como os algoritmos genéticos e redes neurais artificiais. Desta forma, poderemos entender mais especificamente a classe de problemas destinadas a cada uma delas e compreender mais precisamente seus pontos fortes e pontos fracos.

7 BIBLIOGRAFIA

- [1] C. Geertz (1989). *A interpretação das culturas*. Editora Guanabara, Rio de Janeiro.
- [2] E.O. Wilson (1999). *Consiliência*. Ed. Campus, São Paulo.
- [3] R.G. Reynolds (1998). “An introduction to cultural algorithms.” *Cultural Algorithms Repository*, <http://www.cs.wayne.edu/~jcc/car.html>.
- [4] R.G. Reynolds, E. Zannoni e R.M. Posner (1998). “Learning to understand software using cultural algorithms.” *Cultural Algorithms Repository*, <http://www.cs.wayne.edu/~jcc/car.html>.
- [5] D.E. Goldberg (1998). *Genetic Algorithms*, Addison-Wesley Longman Inc., USA.
- [6] N. Wiener (1973). *Cibernética e sociedade*. Editora Cultrix, São Paulo.
- [7] I. Epstein (1973). *Cibernética e computação*. EDUSP, São Paulo.
- [8] S. Freud (1997). *O mal-estar na civilização*. Editora Imago, Rio de Janeiro.
- [9] S. Russell e P. Norving (1995). *Artificial intelligence: a modern approach*. Prentice-Hall, USA.
- [10] S. Pinker (1999). *Como a mente funciona*. Companhia das Letras, São Paulo.
- [11] A. Desmond e J. Moore (1995). *Darwin – a vida de um evolucionista atormentado*. Geração Editorial, São Paulo.