

# Algoritmos Genéticos Aplicados à Formação e Atuação de Grupos Robóticos

Gustavo Pessin<sup>1</sup>, Fernando Osório<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Universidade de São Paulo (USP)  
Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação (ICMC)  
Av. do Trabalhador São-Carlense, 400 – C.P. 668 – 13.560-970 – São Carlos, SP

pessin@gmail.com, fosorio@icmc.usp.br

**Resumo.** *O objetivo deste artigo é detalhar o modelo, a implementação e a avaliação da eficiência de Algoritmos Genéticos aplicados à formação e atuação de grupos robóticos. A atuação do grupo robótico é realizada sobre um desastre ambiental do tipo incêndio florestal, cujo desenvolvimento do simulador é descrito em [Pessin et al. 2007a]. Realizamos experiências com diferentes estruturas de cromossomos e diversas variações de parâmetros. Descrevemos neste artigo as experiências realizadas, detalhando tanto os conjuntos de parâmetros que nos permitiram obter resultados positivos como os negativos. Os resultados<sup>1</sup> das simulações demonstram que com um conjunto adequado de parâmetros é possível obter posições satisfatórias para atuação de um grupo robótico; sendo esta solução possível de aplicação em atividades similares.*

## 1. Introdução

A constante evolução proporcionada pelas pesquisas em robótica móvel tem desenvolvido robôs cada vez mais eficientes para diversas funções. Estudos sobre formas de controle das complexidades motoras são realizados em diversos centros de pesquisa ao redor do mundo, englobando estudos sobre posicionamento de sensores e atuadores, navegação e localização, além de diversos outros requisitos relacionados ao hardware robótico, como demonstram [Dudek and Jenkin 2000, Bekey 2005]. O desenvolvimento de algoritmos especializados, constituídos de sistemas baseados em regras e de autômatos usados para coordenar estes conjuntos físicos em um ambiente dinâmico é um desafio extremamente complexo [Go et al. 2004]. Dotar robôs autônomos da capacidade de raciocínio inteligente e de interação com o meio em que estão inseridos é uma área de pesquisa que tem atraído a atenção de um grande número de pesquisadores [Dudek and Jenkin 2000].

Um dos objetivos primordiais do uso de sistemas robóticos é de que estes possam auxiliar em tarefas essencialmente perigosas aos seres humanos, como limpeza de resíduos nucleares, limpeza de acidentes químicos, combate de incêndios florestais, ou mesmo atuar em construção civil, agricultura, exploração de ambientes hostis, segurança e missões críticas. Existem diversas áreas onde a habilidade de um único agente robótico não é suficiente ou eficiente para a realização de uma tarefa, assim, em diversas atividades o que aparenta ser ideal é a aplicação de sistemas multi-robóticos. Sistemas multi-robóticos são sistemas onde robôs autônomos trabalham cooperativamente a fim de cumprir uma missão, podendo existir interação entre os robôs ou não [Osagie 2006].

---

<sup>1</sup>Código-fonte e vídeos disponíveis em <http://pessin.googlepages.com/robombeiros>

São sistemas extremamente dependentes de técnicas de controle. No que diz respeito à aplicabilidade de robôs autônomos, o trabalho com grupos robóticos pode adicionar mobilidade, flexibilidade e robustez de uma nova maneira e a uma nova gama de aplicações [Mondada et al. 2005].

No trabalho [Pessin et al. 2007b] propomos um ambiente de simulação para a identificação e o combate de incêndios florestais, com agentes controlados por regras. No trabalho [Pessin et al. 2008] apresentamos a evolução do ambiente, remodelado usando a biblioteca de simulação física *Open Dynamics Engine* (ODE) [Smith 2007] e onde foram aplicadas técnicas inteligentes nos agentes. O objetivo deste trabalho é descrever detalhadamente as experiências realizadas com Algoritmos Genéticos buscando obter posições de atuação para um grupo robótico. A avaliação e o estudo da formação e atuação do grupo se dá sobre um desastre ambiental, simulado como um incêndio florestal. São realizadas experiências com grupos de 2 e 4 robôs bombeiros. Neste artigo, apresentamos na Seção 2 conceitos e aplicações de robótica móvel. Na Seção 3 apresentamos conceitos e aplicações de Algoritmos Genéticos. Na Seção 4 detalhamos o trabalho desenvolvido, descrevendo o simulador, o cromossomo e o *fitness* propostos, concluído com a descrição detalhada dos experimentos e resultados.

## 2. Robótica móvel

O trabalho em grupo depende que individualmente os robôs tenham capacidades bem desenvolvidas, podendo contar inclusive com robôs com capacidades distintas (sistema heterogêneo). Diversos trabalhos atuais demonstram o uso de robótica móvel (sistema individual) em operações hostis, como o robô de atuação em auxílio em resgate *Raposa* [IdMind 2007] e o robô *SACI* [Macedo et al. 2007] projetado para atuar em combate de incêndios. Os protótipos militares *Boeing X-45* [Boeing 2007] e o *nEURON* [Dassault 2007] que, sob supervisão humana em terra (sem nenhum piloto embarcado), estão sendo testado para missões de combate. Além disso, existem robôs para atuação em ambientes aquáticos, exploração espacial, de cavernas e vulcões, e até para uso doméstico. Existem também competições [Trinity 2007, PennState 2007] que põem à prova pequenos robôs móveis autônomos que têm missões como encontrar e apagar uma vela, como um incêndio simulado.

Grupos de robôs devem ser formados por robôs capazes de atuar efetivamente em tarefas, assim, é de vital importância o conhecimento em controle robótico. Trabalhos descrevendo controle inteligente de navegação robótica podem ser vistos em [Costa et al. 2003, Zhao and Collins 2005]. Nos anos de 2004 e 2005, o *DARPA Grand Challenge* [Darpa 2007], financiado pela *Defense Advanced Research Projects Agency*, organizou uma competição com o objetivo de construir um veículo completamente autônomo capaz de completar um longo trecho em estradas de terra em um tempo limitado. Em 2007 foi alterado o foco da competição, renomeada para *DARPA Urban Challenge*, tendo como novos objetivos a criação de um veículo capaz de se auto-dirigir no tráfego urbano, e de realizar tarefas como ultrapassagem, estacionamento e negociação em interseções. Percebem-se tendências a estudos de cooperação e de interação múltipla. A principal motivação na utilização de sistemas com grupos robóticos se dá devido a capacidade extra de solucionar problemas impossíveis individualmente. Trabalhos em grupo adicionam grandes possibilidades na solução de tarefas, mas trazem consigo uma série de questões a serem resolvidas, principalmente em termos de colaboração e cooperação.

Trabalhos abordando formação de grupos como os [Yamaguchi , Balch and Arkin 1998] utilizam regras pré-programadas nos agentes para realizar a formação. Os trabalhos [Mondada et al. 2005, Dorigo et al. 2004] exploram técnicas para realizar trabalhos com coletivos robóticos, usadas principalmente com a finalidade de aplicação do conceito de auto-organização e otimização coletiva, porém não é explorada divisão de tarefas. Os trabalhos descritos demonstram que a aplicação de robótica móvel em controle de incidentes é um tópico ativo e importante de pesquisa e desenvolvimento. As diversas competições nesta área também demonstram que ainda não existe uma solução definitiva ou mais adequada ao problema, e que este é um tema de pesquisa em aberto. A literatura consultada ainda não apresenta uma forma consensual para a formação e atuação de grupos robóticos; ainda existe pouca autonomia e robustez a situações não previstas.

### **3. Algoritmos genéticos**

Algoritmos Genéticos (AG) [Holland 1975, Mitchell 1996] são técnicas de otimização global que empregam estratégia de busca paralela e estruturada, embora aleatória, direcionada a busca de pontos de aptidão [Carvalho et al. 2003]. Permitem a realização de busca multi-critério em um espaço multi-dimensional. São técnicas classificadas como não supervisionadas, dado que não necessitam de nenhuma base de informação de antemão. Os AGs utilizam procedimentos iterativos que simulam o processo de evolução de uma população de possíveis soluções de um determinado problema. O processo de evolução é aleatório, porém guiado por um mecanismo de seleção baseado na aptidão de estruturas individuais. A cada iteração do algoritmo (uma geração), um novo conjunto de estruturas é criado através da troca de informações (bits ou blocos) entre estruturas selecionadas da geração anterior [Goldberg 1989]. Novas estruturas são geradas aleatoriamente com uma dada probabilidade e incluídas na população. O resultado tende a ser um aumento da aptidão de indivíduos ao meio. Um AG é estruturado de forma que as informações referentes a um determinado sistema possam ser codificadas de maneira análoga a cromossomos biológicos, como uma seqüência de valores, onde usualmente cada fragmento da seqüência representa uma variável.

Em se tratando de aplicações, [Gonzalez and Marengoni 2005] utiliza um AG para evoluir satisfatoriamente a direção, o sentido e o tempo de acionamento de motores de um braço robótico. Em [Heinen 2007], um modelo de AG evolui satisfatoriamente valores de força e tempo de aplicação das forças para realizar o caminhar robótico. O trabalho [Zhou 2005] apresenta um modelo de AG para evoluir a forma como um único robô móvel explora um ambiente desconhecido. Estes trabalhos apresentam resultados satisfatórios para ambientes estáticos; [Burchardt and Salomon 2006] descreve uma possível solução para o problema de operação em ambientes dinâmicos, onde um robô realiza navegação utilizando um AG, o robô é munido de sensores de obstáculos e quando identifica uma possível colisão, ele pára e reativa o módulo de planejamento usando o AG, desta maneira o sistema se torna de possível uso em ambientes dinâmicos.

## **4. Formação de grupos**

### **4.1. Simulador**

Para que seja possível uma implementação física real, as avaliações que propomos devem ser projetadas, desenvolvidas e testadas anteriormente em ambientes de simulação

realísticos. A simulação de sistemas robóticos é especialmente necessária para robôs caros, grandes, ou frágeis [Go et al. 2004], sendo uma ferramenta extremamente poderosa para agilizar o ciclo de desenvolvimento de sistemas robóticos eliminando desperdício de recursos. Avaliamos diversos simuladores, onde a descrição dos motivos da escolha pelo desenvolvimento de um novo simulador pode ser vista em [Pessin et al. 2007a]. O simulador foi desenvolvido em linguagem C++. Uma versão 2D foi desenvolvida com a biblioteca SDL [Sdl 2007] e uma versão 3D foi desenvolvida para suportar robôs fisicamente simulados em terrenos irregulares usando OSG [OSG 2007] (saída gráfica 3D), ODE [Smith 2007] (realismo físico da morfologia robótica e da colisão entre os objetos presentes no ambiente) e *Demeter* [Demeter 2007] (terreno irregular). O simulador deveria ser capaz de reproduzir algum tipo de desastre para atuação do grupo de robôs. O desastre proposto foi o de incêndio florestal. Assim, o esquadrão de robôs tem a finalidade de extinguir o incêndio florestal, atuando através da criação de um aceiro<sup>2</sup> em torno do incêndio. A Fig. 3 apresenta esta operação. A implementação dos protótipos iniciou com a criação de um mapa que reúne informações de vegetação, topografia e comportamento de fogo. A descrição detalhada deste simulador pode ser vista em [Pessin et al. 2007a, Pessin et al. 2007b]. O estudo dos modelos de florestas e resíduos florestais é de grande importância para o aprimoramento dos modelos de simulação a serem implementados em ambientes virtuais [Pessin et al. 2007b].

#### 4.2. Descrição do AG

A aplicação do AG para formação do grupo foi realizada com a biblioteca de programação *GALib* [Wall 2007]. É realizada a busca pela otimização das posições de atuação do grupo de robôs de combate a incêndios, especificadamente: (i) Posição inicial no combate, para cada robô do time (ponto de início da criação de aceiro); (ii) Posição final no combate de cada robô do time (ponto final da criação de aceiro). Estas posições são enviadas (mensagens de comando) para ativar as unidades de combate. Para realizar a simulação, são necessários: (i) Conhecer a quantidade robôs disponíveis; (ii) Conhecer a velocidade de operação dos robôs; (iii) Saber a posição inicial dos robôs; (iv) Possuir capacidade de simular a propagação de incêndio. Para simular a propagação de incêndio são necessários: (i) Obter a coordenada inicial do incêndio; (ii) Obter o sentido do vento; (iii) Obter a direção do vento; (iv) Obter uma cópia simplificada do mapa (terreno e vegetação). Este conjunto de informações proposto pode ser totalmente obtido através de sensores.

Propomos inicialmente uma estrutura de cromossomo onde as posições de cada robô eram independentes; como a execução de algumas simulações não apresentou nenhum resultado satisfatório, propomos uma nova estrutura onde a posição final de um robô é a posição inicial do próximo, como apresenta a Tab. 1. O tipo de atuação proposto (criação de aceiro) necessita que cada robô inicie sua operação exatamente na posição onde o robô anterior terminou a sua atuação. Assim, o uso de um cromossomo que considera a posição final de um robô como a inicial do próximo é, de certa forma, uma otimização para a simulação com o AG.

As posições de atuação são calculadas aplicando no cromossomo as Eq. 1 e 2. Onde  $(x_f, y_f)$  é a coordenada da posição final dos robôs,  $(x_a, y_a)$  é a coordenada da posição inicial do incêndio,  $r_i$  é o raio (gene 5 a 9) e  $a_i$  é o ângulo (gene 0 a 4). O raio,

---

<sup>2</sup>Aceiro é uma área livre de vegetação, onde o fogo, por não encontrar material combustível, se extingue.

**Tabela 1. Estrutura do cromossomo desenvolvido (grupo de quatro robôs).**

Gene	Função	Valor Mínimo	Valor Máximo
0	Posição inicial do robô 0	0,0°	360,0°
1	Posição final do robô 0 e inicial do robô 1	0,0°	360,0°
2	Posição final do robô 1 e inicial do robô 2	0,0°	360,0°
3	Posição final do robô 2 e inicial do robô 3	0,0°	360,0°
4	Posição final do robô 3	0,0°	360,0°
5	Raio inicial do robô 0	10,0m	100,0m
6	Raio final do robô 0 e inicial do robô 1	10,0m	100,0m
7	Raio final do robô 1 e inicial do robô 2	10,0m	100,0m
8	Raio final do robô 2 e inicial do robô 3	10,0m	100,0m
9	Raio final do robô 3	10,0m	100,0m

bem como o ângulo, são específicos para cada operação de cada robô (coordenada inicial e final de criação de aceiro, como mostra a Tab. 1.

$$x_f = x_a + r_i \times \cos(a_i) \quad (1)$$

$$y_f = y_a + r_i \times \sin(a_i) \quad (2)$$

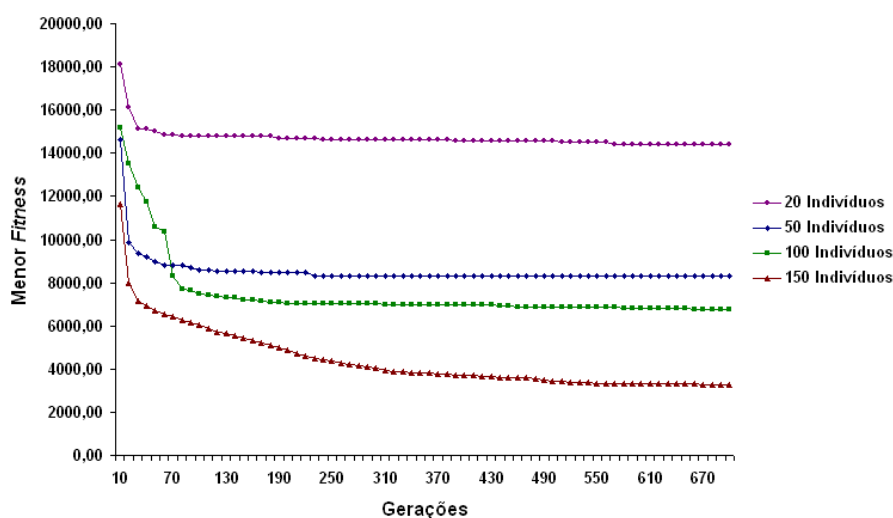
Com relação aos parâmetros do AG, utilizamos o modelo com populações sobrepostas (*GASteadyStateGA*) proposto por [Dejong 1975]. Para reduzir o espaço de busca utilizamos alelos (*GARealAlleleSetArray*) que limitam o conjunto de valores gerados para cada atributo (raio entre 10 e 100 unidades de medida; ângulo entre 0° e 360°). Foram adotados genomas do tipo real, otimizados para operações com números de ponto flutuante (*GARealGenome*). Análises comparativas envolvendo representação binária e representação com ponto flutuante apresentaram que a representação em ponto flutuante possui vantagens significativas principalmente com relação a precisão e velocidade de convergência [Michalewicz 1996]. O esquema de seleção adotado (*Selector*) foi o *Stochastic Remainder Sampling Selector* (*GASRSSSelector*), que segundo [Goldberg 1989] possui um desempenho superior ao esquema da roleta (*GARouletteWheelSelector*). Avaliações com mudanças nos parâmetros genéticos são descritas na Subseção 4.4.

### 4.3. Escolha do *fitness*

O AG tem sua otimização guiada pela função *fitness*. No nosso modelo, esta função tem relação com a área de vegetação salva do fogo e com a taxa de utilização das unidades de combate (robôs bombeiros). Assim, o *fitness* desenvolvido acumula os seguintes valores finais de cada simulação: (i) Total de área queimada: busca minimizar a área queimada; (ii) Total de área com aceiro: busca minimizar a área de trabalho dos robôs, evitando que sejam criados aceiros em áreas onde o fogo não atingiria; (iii) Erro médio absoluto: busca minimizar a diferença entre a média geral de aceiros úteis em relação ao aceiro útil de cada indivíduo, assim, o tamanho das áreas de trabalho tende a se equalizar. Otimizar o *fitness*, no nosso caso, é minimizar o seu valor; quanto menor o *fitness* final, menos vegetação foi queimada, menos aceiro foi criado, e menor é a diferença entre o tamanho dos aceiros.

#### 4.4. Experimentos e resultados

Dois tipos de mutação foram utilizados; inicialmente utilizamos mutação Gaussiana (*GARealGaussianMutator*) e em seguida mutação Uniforme (*GARealUniformMutator*). Na mutação Gaussiana, a partir da identificação de um genoma razoável, são realizados preferencialmente pequenos ajustes até o final das gerações (genes são substituídos por números aleatórios de uma distribuição gaussiana). A mutação Uniforme substitui um gene por um número aleatório qualquer, levando a mudanças mais bruscas nos valores a serem otimizados, entretanto, ambas apresentaram resultados satisfatórios. Dos valores utilizados para o cálculo do *fitness*, o que mais impacta é o parâmetro *Total de Área Queimada*, assim, os gráficos apresentam uma queda brusca do *fitness* quando a simulação já é capaz de apagar o incêndio. Foram realizadas simulações com 2 e 4 robôs. Estas simulações demonstram que é possível otimizar adequadamente o posicionamento dos robôs, obtendo soluções satisfatórias para o problema proposto. Realizamos diversas simulações a fim de observar gráficos de evolução do *fitness*.



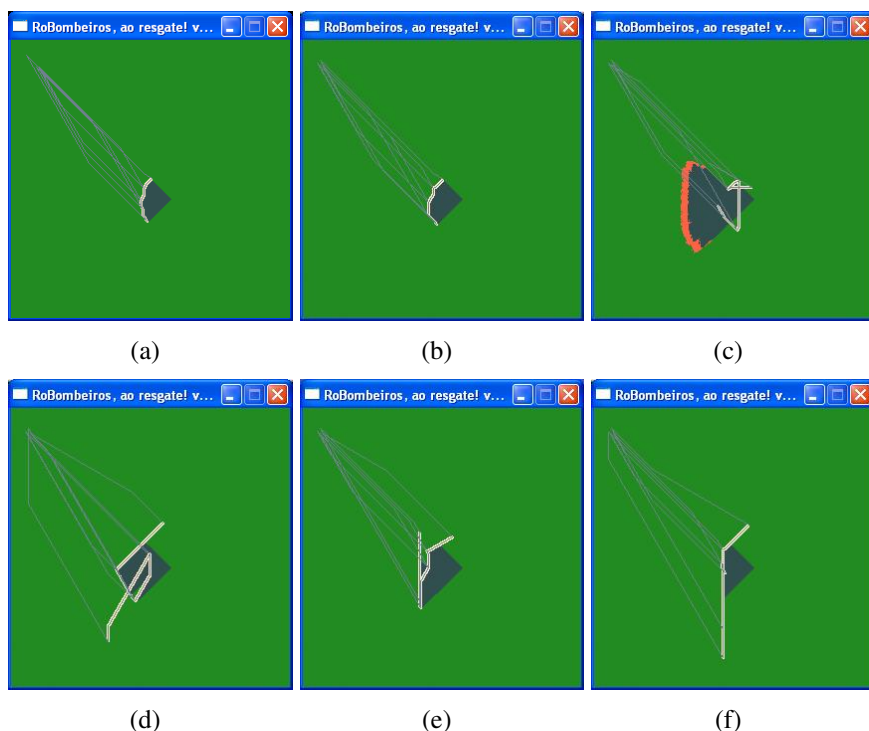
**Figura 1. Evolução do *fitness* de acordo com o número de gerações para 4 robôs de combate e diferentes quantidades de indivíduos.**

O gráfico de evolução do *fitness*, para 4 agentes de combate, pode ser visto na Fig. 1, apresentando a média de 3 simulações (mutação Gaussiana, taxa de *crossover* de 90% e taxa de mutação de 10%). A simulação da propagação do fogo considerou vento no sentido Leste-Oeste (270°) e velocidades relativas como sendo vento de 7km/h; velocidade de navegação dos robôs de 35km/h; e sendo os robôs posicionados em uma base com distância de cerca de 2km do ponto inicial do incêndio. O gráfico apresentado na Fig. 1 mostra que o melhor *fitness* é obtido com uma quantidade de indivíduos igual a 150. Entre 400 e 700 gerações, a otimização do *fitness* praticamente estabiliza. Os melhores indivíduos resultantes de 3 simulações usando os parâmetros descritos podem ser vistos na Tab. 2.

O melhor indivíduo resultante do AG do experimento descrito acima é selecionado para aplicação das Eq. 1 e 2, assim obtemos as posições de início e fim de atuação de cada robô; passadas através de mensagens aos robôs de combate, que navegam até a coordenada inicial e atuam na criação de um aceiro até a coordenada final. As Fig. 2(a)

**Tabela 2. Melhores indivíduos resultantes de 3 simulações para 4 agentes.**

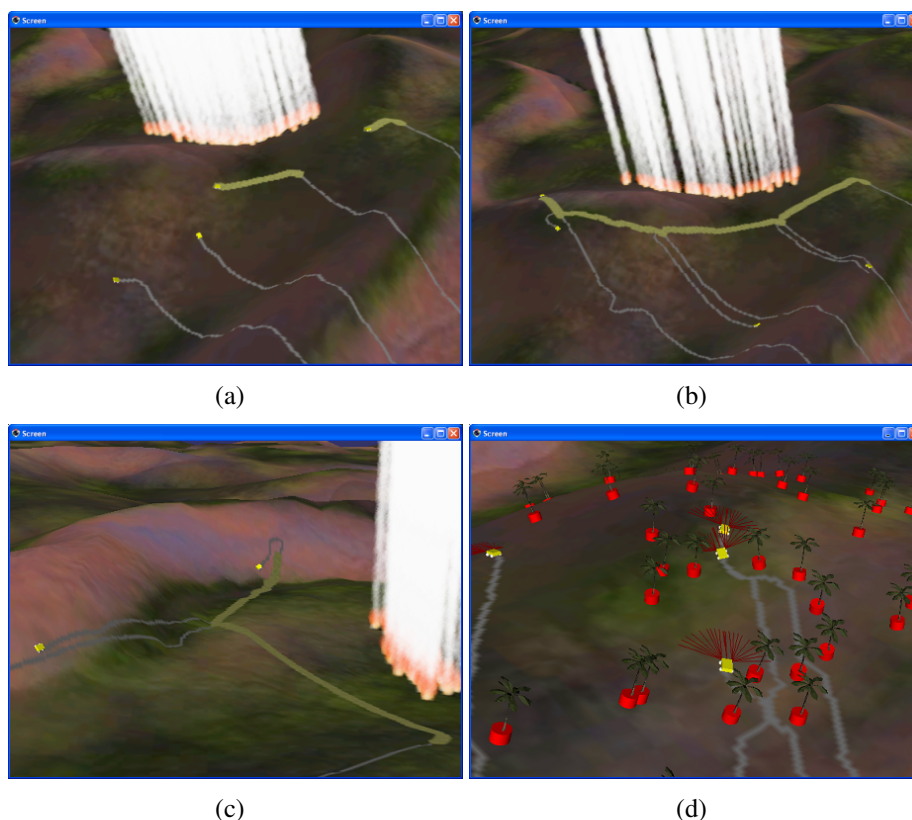
Sim.	Genes 0 a 4 (Ângulo)					Genes 5 a 9 (Raio)				
a	225,72	199,26	174,12	155,20	136,38	27,35	30,45	33,94	38,08	35,96
b	224,89	200,77	177,86	160,68	136,64	28,05	29,75	30,58	31,12	33,24
c	134,82	142,65	172,33	196,14	244,84	54,94	42,95	35,84	30,37	26,33



**Figura 2. (a) e (b) Resultados satisfatórios do AG (150 indivíduos e 700 gerações). (c), (d), (e) e (f) Resultados não satisfatórios. (c) e (d) 20 indivíduos e 700 gerações; em (c) o fogo não é contido pelo aceiro. (e) 50 indivíduos e 700 gerações; o aceiro criado não está adequadamente bem distribuído entre os robôs. (f) 100 indivíduos e 700 gerações; a área do aceiro é excessivamente grande em relação ao que seria necessário.**

e 2(b) apresentam a visualização 2D desta operação. Resultados não satisfatórios do AG, para o experimento descrito acima foram os que utilizaram 20, 50 e 100 indivíduos e 700 gerações. As Fig. 2(c), 2(d), 2(e) e 2(f) apresentam a visualização da aplicação do melhor indivíduo de cada uma destas simulações (que não alcançaram resultado satisfatório). A Fig. 3 apresenta a aplicação do resultado satisfatório da evolução no protótipo 3D. Podemos ver que os robôs bombeiros cercam perfeitamente o fogo, bem como criam os aceiros de forma satisfatória. A velocidade de propagação do fogo, para esta visualização, foi diminuída arbitrariamente, já que não desenvolvemos a capacidade de envio de avisos de atrasos entre os robôs; que ocorrem dado que a navegação é em terreno irregular e necessita que sejam feitos desvios de obstáculos, o que acaba atrasando a navegação.

Experiências com grupos de 2 robôs também foram realizadas, com adaptação do cromossomo (a Tab. 1 apresenta a estrutura do cromossomo para 4 robôs). Tanto usando mutação Gaussiana como Uniforme obtivemos resultados 100% satisfatórios. Foi possível observar a convergência do *fitness* máximo, médio e mínimo para todos os casos



**Figura 3. Resultados satisfatórios do AG (150 indivíduos e 700 gerações). (a) e (b) Quatro robôs móveis criando o aceiro. (c) Dois robôs móveis criando o aceiro. (d) Visão detalhada da navegação com desvio de obstáculos.**

de 2 e 4 robôs usando 150 indivíduos e, pelo menos, 400 gerações. Ao todo realizamos 20 simulações com cada conjunto de parâmetros; para os parâmetros de AG sugeridos, 100% das simulações foram capazes de cercar o incêndio de forma satisfatória. É importante salientar que algumas simulações usando diferentes velocidades de navegação e propagação do fogo foram realizadas, porém em número menor de experimentos, estas não estão detalhadas neste texto, mas também apresentaram resultados satisfatórios. Mais detalhes podem ser vistos em [Pessin 2008]. Para a navegação, os robôs usam Redes Neurais Artificiais detalhadas em [Pessin et al. 2008].

## 5. Conclusões e trabalhos futuros

O objetivo deste artigo foi detalhar o modelo, a implementação e a avaliação da eficiência de Algoritmos Genéticos aplicados à formação e atuação de grupos robóticos. A atuação do grupo robótico foi realizada sobre um desastre ambiental do tipo incêndio florestal, cujo desenvolvimento do simulador é descrito em [Pessin et al. 2007a]. Realizamos experiências com diferentes estruturas de cromossomos e diversas variações de parâmetros. Descrevemos neste artigo as experiências realizadas, detalhando tanto os conjuntos de parâmetros que nos permitiram obter resultados positivos como os negativos. Os resultados das simulações demonstram que com um conjunto adequado de parâmetros é possível obter posições satisfatórias para atuação de um grupo robótico; sendo esta solução possível de aplicação em atividades similares.



Três abordagens são deslumbradas como trabalhos futuros: (i) um estudo sobre métodos que permitam tolerância a falhas na operação; (ii) estudos de outras técnicas de formação de grupos como os modelos baseado em enxames [Mondada et al. 2005, Dorigo et al. 2004] e *Market-based Approaches* [Dias et al. 2006]; (iii) a sofisticação do modelo de simulação de incêndio e de atuação robótica. Após a avaliação das novas abordagens, o sistema deve ser construído utilizando robôs reais.

## 6. Agradecimentos

Agradecemos a CAPES pelo apoio financeiro através de bolsa de estudo e ao CNPq e FAPESP pelo financiamento ao INCT-SEC, processos 573963/2008-8 e 08/57870-9.

## Referências

- Balch, T. and Arkin, R. C. (1998). “Behavior-based formation control for multirobot teams”. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 14(6):926–939.
- Bekey, G. A. (2005). *Autonomous Robots: From Biological Inspiration to Implementation and Control*. The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, USA.
- Boeing (2007). “Boeing company website”, [www.boeing.com](http://www.boeing.com), Maio.
- Burchardt, H. and Salomon, R. (2006). “Implementation of path planning using GA on mobile robots”. In *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pages 1831–1836.
- Carvalho, A. C. F., Braga, A. P., and Ludermir, T. B. (2003). *Sistemas Inteligentes: Fundamentos e Aplicações*, chapter Computação Evolutiva, pages 225–248. Manole.
- Costa, E. R., Gomes, M. L., and Bianchi, R. A. C. (2003). “Um mini robô móvel seguidor de pistas guiado por visão local”. In *Anais do VI SBAI*, pages 710–715.
- Darpa (2007). “Grand challenge website”, [www.darpa.mil/grandchallenge](http://www.darpa.mil/grandchallenge), Maio.
- Dassault (2007). “Dassault company website”, [www.dassault-aviation.com](http://www.dassault-aviation.com), Maio.
- Dejong, K. (1975). *The analysis and behaviour of a class of genetic adaptive systems*. PhD thesis, University of Michigan, USA.
- Demeter (2007). “Demeter terrain engine”, [www.tbgssoftware.com](http://www.tbgssoftware.com), Março.
- Dias, M. B., Zlot, R., Kalra, N., and Stentz, A. (2006). “Market-based multirobot coordination: a survey and analysis”. *Proceedings of the IEEE*, 94:1257–1270.
- Dorigo, M., Trianni, V., Sahin, E., Gro, R., Labella, T., Baldassarre, G., Nolfi, S., De-neubourg, J., Mondada, F., Floreano, D., and Gambardella, L. (2004). “Evolving self-organizing behaviors for a swarm-bot”. *Autonomous Robots*, 17:223–245.
- Dudek, G. and Jenkin, M. (2000). *Computational Principles of Mobile Robotics*. The MIT Press, Cambridge, London, UK.
- Go, J., Browning, B., and Veloso, M. (2004). “Accurate and flexible simulation for dynamic, vision-centric robots”. In *Proceedings of 3th AAMAS*, New York.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley Professional, Boston, MA, USA.
- Gonzalez, J. A. and Marengoni, M. (2005). “Controle baseado em algoritmo genético para um braço robótico móvel”. In *Anais do VII SBAI*, São Luis, MA, Brasil.

- Heinen, M. R. (2007). Controle Inteligente do Caminhar de Robôs Móveis Simulados. Master's thesis, Universidade do Vale do Rio dos Sinos (Unisinos).
- Holland, J. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. The University of Michigan Press, Ann Arbor, Michigan, USA.
- IdMind (2007). "Projecto RAPOSA", <http://raposa.idmind.pt>, Setembro.
- Macedo, A. R. M., Macedo, A. R. L., and Duarte, J. B. F. (2007). "Robótica aplicada ao combate a incidentes". *Revista TN Petróleo*, (53):108–113.
- Michalewicz, Z. (1996). *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*. Springer-Verlag, New York, USA.
- Mitchell, M. (1996). *An Introduction to Genetic Algorithms*. The MIT Press.
- Mondada, F., Gambardella, L. M., Floreano, D., and Dorigo, M. (2005). "The cooperation of swarm-bots: physical interactions in collective robotics". *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 12:21–28.
- Osagie, P. (2006). Distributed Control for Networked Autonomous Vehicles. Master's thesis, KTH CSC, Royal Institute of Technology, Sweden.
- OSG (2007). "Open Scene Graph Community", <http://www.openscenegraph.com>, Março.
- PennState (2007). "Mobile Robotics Program", [www.ecsel.psu.edu](http://www.ecsel.psu.edu), Junho.
- Pessin, G. (2008). Evolução de Estratégias e Controle Inteligente em Sistemas Multi-Robóticos Robustos. Master's thesis, Universidade do Vale do Rio dos Sinos, Disponível em <http://pessin.googlepages.com/disspessin2008.pdf>.
- Pessin, G., Osório, F. S., and Musse, S. R. (2008). "Simulação virtual da evolução de estratégias e do controle inteligente em sistemas multi-robóticos". In *Anais do X SVR*.
- Pessin, G., Osório, F. S., Musse, S. R., Nonnenmacher, V., and Ferreira, S. S. (2007a). "Ambiente virtual para simulação de robôs móveis inteligentes aplicados no combate de incêndios florestais". *Revista Disciplinarum Scientia*.
- Pessin, G., Osório, F. S., Musse, S. R., Nonnenmacher, V., and Ferreira, S. S. (2007b). "Simulação virtual de agentes autônomos para a identificação e controle de incêndios em reservas naturais". In *Anais do IX SVR*, pages 236–245, Petrópolis, RJ, Brasil.
- Sdl (2007). "Simple DirectMedia Layer", [www.libsdl.org](http://www.libsdl.org), Janeiro.
- Smith, R. (2007). "Open Dynamics Engine", [www.ode.org](http://www.ode.org), Janeiro.
- Trinity (2007). "Firefighting robot contest", [www.trincoll.edu/events/robot](http://www.trincoll.edu/events/robot), Setembro.
- Wall, M. (2007). "Genetic Algorithms Library", <http://lancet.mit.edu/ga>, Maio.
- Yamaguchi, H. "Adaptive formation control for distributed autonomous mobile robot-groups". In *IEEE Conference on Robotics and Automation*, pages 2300–2305.
- Zhao, Y. and Collins, E. G. (2005). "Robust automatic parallel parking in tight spaces via fuzzy logic". *Robotics and Autonomous Systems*, 51:111–127.
- Zhou, Y. (2005). An Area Exploration Strategy Evolved by Genetic Algorithm. Master's thesis, University of Georgia.