

# Roteirização de Veículos: uma abordagem por algoritmos bio-inspirados

Adair O. de Borba Júnior<sup>1</sup>, Thiago Jabur Bittar<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Departamento de Ciência da Computação – Universidade Federal de Goiás (UFG)  
Avenida Dr. Lamartine Pinto de Avelar, 1120 – CEP 75704-020 – Setor Universitário  
Catalão, GO – Brasil

<sup>2</sup>Departamento de Ciência da Computação – Universidade de São Paulo (USP)  
Avenida Trabalhador São-Aarlense, 400 – CEP 13560-970 – Centro Centro  
Sao Carlos, SP – Brasil – Caixa-Postal: 668

adair@cc.grad.ufg.br, jabur@icmc.usp.br

**Abstract.** *The objective of this work is discuss practical aspects that affect the use of natural models in vehicle routing problems with eminence to bio-inspired meta-heuristics. To study biological bases of this meta-heuristics to make the abstraction easiest and get the grounds to development of the attack problem's library, using algorithms like Ant Colony and Genetics Algorithms. At last trying computer results with available public instances that were found, comparing them with the great solution from each problem.*

**Resumo.** *Este trabalho tem por objetivo discutir aspectos práticos que afetam a aplicação de modelos naturais em problemas de roteirização de veículos, com destaque para as meta-heurísticas bio-inspiradas. Com intuito de estudar as bases biológicas destas meta-heurísticas para facilitar a abstração e adquirir os fundamentos para o desenvolvimento de uma biblioteca de ataque ao problema, partindo de algoritmos como Colônia de Formigas e Algoritmos Genéticos. Por fim testando os resultados computacionais com instâncias públicas disponíveis obtidas e comparado-as com a solução ótima de cada problema.*

## 1. Introdução

O elevado crescimento da frota de veículos mundial visto nos últimos anos, levam pesquisadores a procurar soluções para garantir a fluência do trânsito, que cada dia agrava em lentidão e congestionamento das vias públicas, aumentando assim o tempo e o custo de transporte, exigindo roteiros mais otimizados que garantam um equilíbrio nessa o problema.

Visto este ambiente, é possível trabalhar numa visão teórica partindo das estruturas chamadas grafos para abstrair o ambiente, indicando uma rota de comprimento mínimo que visite cada local uma única vez, ou seja, um problema de cobrimento de nós é aplicado nessa abstração [Oliveira 2008]:

- distribuição de produtos atacadistas;
- coleta do lixo urbano;
- transporte de veículos por frota especializada;
- entrega em domicílio e

entrega de correspondência.

Assim apresenta-se o problema de criação de roteiros, sequências de pontos num espaço que devem ser visitados por um indivíduo uma única vez. Entretanto quando a definição dos roteiros envolve não só aspectos espaciais, mas também temporais na idéia de minimizar custos, os problemas são então denominados roteirização e programação de veículos [Cunha 2000].

Assim, essa denominação designa o processo de determinação de um ou mais roteiros ou sequências de paradas a serem cumpridas por veículos de uma frota objetivando visitar um conjunto de pontos geograficamente dispersos, com locais pré-determinados [Cunha 2000], buscando minimizar alguma medida de custo.

## 2. Objetivos

O objetivo deste artigo é aplicar conceitos teóricos da Computação Natural na resolução do problemas de Roteirização de Veículos. Dentro desse contexto, estudar a classe de problemas em que se encaixa o problema de roteirização de veículos, desenvolver um estudo das meta-heurísticas Algoritmos Genéticos e Colônia de Formiga baseado na abstração dos sistemas naturais que fundamentam essas meta-heurísticas e implementar em Java o problema de roteirização de veículos, aplicando as meta-heurísticas estudadas a fim de comparar os resultados obtidos com os resultados provenientes de *benchmark*, executando uma série de testes padrões e ensaios, para avaliar a performance relativa do projeto.

## 3. Trabalhos Relacionados

[Oliveira 2008] usa em seu trabalho o conceito de Algoritmos Genéticos (do inglês, "Genetic Algorithms" ou GA) em paralelo com a busca local 2opt, onde desenvolve um Algoritmo Genético Híbrido, conseguindo diminuir o tempo de convergência ao resultado, deixando o algoritmo mais eficiente e aumentando a quantidade de restrições no problema. A busca local 2opt tem como objetivo reduzir os custos de transporte de determinada rota alterando a ordem como os nós são visitados. Cada movimento representa a remoção de duas arestas e a inclusão de outras duas. Os movimentos que apresentam uma redução na distância percorrida são efetivados. Todos os nós da rota são testados em todas as posições viáveis na solução, e as melhores trocas são efetuadas.

A Otimização usando Colônia de Formiga (do inglês, "Ant Colony Optimization" ou ACO) é uma meta-heurística que tem sido aplicada com sucesso a vários problemas de otimização combinatória, como em [Neumann and Witt 2008] que é abordado em conjunto com métodos de busca local. Nota-se um aumento na eficiência e diminuindo a possibilidade de induzir a um ótimo local, portanto é interessante descobrir os meios dos algoritmos ACO que podem influenciar significativamente o processo de otimização.

No artigo de [Benini and Silva 2008], teve como objetivo usar o conceito de Colônia de Formigas para resolver o problema do Caixeiro Viajante através de Algoritmo Genético para treinar os pesos sinápticos de uma Rede Neural Artificial (RNA) do tipo Perceptron. Assim cada formiga é composta por uma RNA. Segundo o autor os resultados obtidos foram satisfatórios para demonstrar que o algoritmo é também apropriado para resolver esse tipo de problema combinatorial de forma eficiente.

## 4. Metodologia

Este trabalho utilizou dos conceitos biológicos principais para descrever os algoritmos bases de operação usados nos algoritmos, além de oferecer o embasamento necessário para o entendimento das técnicas implementadas, assim como a base computacional para a modelagem.

### 4.1. Roteirização de Veículos

A roteirização de veículos é um termo utilizado para designar o processo de determinação de um ou mais roteiros ou sequências de paradas a serem cumpridas por veículos, objetivando visitar um conjunto de pontos geograficamente dispersos [Cunha 2000], buscando minimizar alguma medida de custo.

Problemas de roteirização são muitas vezes definidos como variações do Problema Caixeiro Viajante, primeiro problema de roteirização a ser estudado ("traveling salesman problem" ou TSP), um problema de otimização combinatória que baseia-se na determinação de uma sequência de cidades a serem visitadas (pontos), minimizando a distância percorrida (arcos), assegurando que cada cidade seja visitada exatamente uma vez.

Simplificando, segundo [Goldbarg and Luna 2000], um Sistema de Roteamento consiste de pontos (vértices) com uma determinada demanda correspondente e que estão separados por algum custo, por exemplo, distância, tempo, benefício, representados por segmentos (arestas) que unem cada dupla de pontos. O conjunto de vértices e arestas forma um grafo. Existe nesse sistema um ponto específico, chamado depósito ou base, de onde partem todos os veículos e retornam ao final do percurso.

### 4.2. Métodos Heurísticos

A utilização de técnicas heurísticas visando a solução de problemas de roteirização é justificada pela complexidade do problema em seu caso geral, o que inviabiliza a utilização de técnicas exatas para resolvê-lo. Dentre os métodos usados para a classificação, temos [Pétrowski and Taillard 2006]:

- eles são até um ponto, estocástico: esta abordagem torna possível para contrariar a explosão combinatória das possibilidades;
- geralmente de origem discretos, eles têm por vantagem serem decisivos no caso contínuo, ou seja, não recorrer a cálculos, muitas vezes problemáticos na função objetivo;
- eles são inspirados por analogias: com a física ("*simulated annealing*"), com a biologia (algoritmos genéticos), ou com a etologia (colônia de formigas);
- eles também partilham as mesmas desvantagens dos outros métodos: dificuldades de ajuste dos parâmetros e tempo computacional alto.

Nesta visão trabalhamos com um sub-conjunto das heurísticas, as meta-heurísticas que ao contrário das heurísticas convencionais, têm capacidade de escapar de ótimos locais, percorrendo amplamente o espaço de pesquisa. Podemos ainda estender as meta-heurísticas com a inserção de outra heurística, criando assim uma técnica híbrida, explorando as características positivas de cada uma em conjunto.

### 4.3. Algoritmos Genéticos

O primeiro trabalho que tratou de Algoritmo Genético foi desenvolvido por John Holland, utilizando a teoria da evolução das espécies elaborada por Darwin, ou seja, utilizar os conceitos da evolução biológica [Soares 1997], tais como, genes, cromossomos, cruzamento, mutação e seleção em problemas de otimização através de algoritmos computacionais.

[Campos and Belfiore 2006] define que o processo de desenvolvimento de uma GA se prende a algumas etapas:

**DNA:** A escolha da estrutura de codificação de uma solução. Esta estrutura deve ser capaz de armazenar toda a informação necessária para representar de maneira precisa uma determinada solução.

**Operador de Seleção:** O processo de seleção dos indivíduos que irão se recombinar para dar origem à nova população.

**Crossover:** Recombinação dos indivíduos selecionados para dar origem a uma nova população. Esta função é realizada por um operador chamado de crossover e permite o intercâmbio de material genético potencialmente útil na formação de novas soluções.

**Mutação:** O processo de geração de novos indivíduos. Modifica o material genético dos indivíduos potencialmente úteis.

Dentre os algoritmos genéticos temos os baseados na abstração do processo do Sistema Imunológico Natural, que serve de base na construção de modelos computacionais para os problemas de otimização combinatória.

### 4.4. Sistema Imunológico

O sistema imunológico ou sistema imune é de grande eficiência no combate a micro-organismos invasores. Responsável também pela retirada de células mortas, renovação de determinadas estruturas, rejeição de enxertos, memória imunológica e reconhecimento de corpos estranhos.

As moléculas de reconhecimento são constituídas por anticorpos, também chamados de imunoglobulinas, que são proteínas específicas produzida pelos plasmócitos, que reagem apenas com um determinado antígeno, contra o qual foi produzido. Os anticorpos atuam aderindo aos determinantes antigênicos existentes na superfície do corpo estranho, impedindo a multiplicação dos microrganismos e inibindo a ação das toxinas. A reação do anticorpo contra o corpo estranho chama-se reação antígeno-anticorpo, esta, atrai macrófagos que englobam tanto o anticorpo quanto o corpo estranho [Balestieri 2006]. Após este procedimento, o macrófago se autodestrói, processo conhecido como autólise. Na modelagem computacional, essa reação é o poder de resolução da informação do anticorpo no problema alvo, o antígeno.

#### 4.4.1. Afinidade

A afinidade do anticorpo para o antigênico é a medida da força de ligação entre eles. Isso biologicamente, depende da proximidade do ajuste estereoquímico entre os sítios de combinação do anticorpo e os determinantes antigênicos, também do tamanho da área de contato. No modelo computacional chamamos a afinidade por função de avaliação,

que como na biologia determina a qualidade de um indivíduo como solução do problema (antigênico) [Linden 2008]. Resultando em uma nota para cada indivíduo, avaliando a capacidade de solução do problema alvo, no caso o antigênico. Esta nota será usada para a escolha dos indivíduos por um módulo de seleção, sendo a forma de diferenciar as boas e más soluções no processo de seleção clonal.

#### **4.4.2. Seleção Clonal**

O princípio biológico extraído da teoria da seleção clonal para a modelagem computacional é a seleção e proliferação de células com alta afinidade, assim produzindo uma aceleração na convergência da solução, no caso, aumentando a intensidade de seleção, medida usada para avaliar a média dos indivíduos da população atual menos a métrica da população anterior. Nesse método os anticorpos com afinidade alta são mantidos, estes são clonados e passam por uma mutação, depois se compara com os anticorpos com menor afinidade, caso a seleção dos clones sejam mais propícias a solução ótima, as células menos estimuladas são mortas (deleção clonal) e retiradas do repositório da população.

#### **4.4.3. Mutação**

A operação de mutação tem a função de promover a variabilidade genética da população, evitando que as soluções do problema caiam em um ótimo local. Essa garantia da continuidade da existência de diversidade genética na população [Balestieri 2006], pode ser vista como uma heurística exploratória, criando novos indivíduos na população modificando os limites atribuídos no conjunto anterior. O operador de mutação precisa de um intenso controle na probabilidade atribuída a ele, pois com a propabilidade baixa demais, o limiar de estagnação da convergência da população será alcançado muito rápido, e sendo alto demais o algoritmo terá um comportamento mais parecido com um algoritmo aleatório e terá a base inspiradora perdida.

#### **4.5. Colônia de Formigas**

Os Sistemas de Colônia de Formiga (do inglês, "Ant Colony System" ou ACS) é um algoritmo baseado no comportamento das formigas forrageiras em busca do alimento. Enquanto as formigas caminham, elas liberam uma substância chamada feromônio. Estas trilhas de feromônios podem ser observadas por outras formigas e motiva-las a seguir determinado caminho, isto é, um movimento aleatório das formigas seguirem com maior probabilidade uma trilha de feromônio. Esta é uma maneira de como as trilhas são reforçadas e mais e mais formigas tendem a seguir aquela trilha.

O princípio base que define a colônia é o comportamento individual modificando o ambiente, que modifica por sua vez o comportamento de outros, no caso, um sistema que possui um grupo de agentes com potencialidade de interagir entre eles, algoritmos deste tipo podem trabalhar em dois níveis diferentes:

**Comunicação direta:** os agentes podem trocar diferentes tipos de mensagens a fim de compartilhar o conhecimento. A troca de conhecimento refere-se tanto a informação local como a informação global.

**Comunicação indireta:** os agentes têm a habilidade de produzir feromônio que influencia nas decisões futuras de outros agentes dentro do sistema.

#### 4.5.1. Sociobiologia dos Insetos

Há décadas biólogos estudam o porque do complexo sistema criado por insetos sociais, descobrindo a importância do altruísmo para evolução destes grupos, que recebe o nome de eussocialidade, sendo considerado em [Ruppert and Barnes 2005] o fator responsável pelo êxito dos grupos Isoptera (cupins) e Hymenoptera (abelhas, vespas e formigas).

As sociedades das formigas são organizadas por divisão de tarefas, muitas vezes chamados castas. As tarefas podem ser distribuídas pelo tamanho ou pela idade do indivíduo. A função da reprodução é realizada pela rainha e pelos machos. As restantes funções; procura de alimentos, construção e manutenção do formigueiro e sua defesa; são realizadas por fêmeas (que não possuem asas, para maior mobilidade no formigueiro) estéreis, as operárias.

#### 4.5.2. Feromônios

As formigas se comunicam geralmente por uma química chamada feromonas, esses sinais de mensagens são mais desenvolvidos na espécie das formigas que em outros grupos de himenópteros. Como as formigas passam a vida em contato com o solo, elas deixam uma trilha de feromônio que pode ser seguida por outras formigas. Quando uma operária encontra comida ela deixa um rastro no caminho de volta para a colônia, e esse é seguido por outras formigas que reforçam o rastro quando elas voltam à colônia. Quando o alimento acaba, as trilhas não são remarcadas pelas formigas que voltam e o cheiro se dissipa, este fato é chamado de evaporação do feromônio.

### 5. Resultados e Análises

O propósito deste trabalho foi implementar e validar, através de base de dados experimentais, o modelo da roteirização de veículos e comparar com trabalhos correlatos. Desta forma, procurou-se avaliar a eficácia da solução, assim como sua eficiência computacional. Acrescente-se a isto, que, a partir deste trabalho, será possível aplicar todo o conjunto de classes e interfaces desenvolvidas, em uma API para utilização.

Todas as instâncias de testes podem ser encontradas no site <http://comopt.ifi.uni-heidelberg.de/software/TSPLIB95/>. Também pode-se encontrar as soluções ótimas de cada instância para validação dos resultados obtidos.

Os algoritmos foram codificados em linguagem de programação Java(jdk1.6.0.25) e testado em um servidor Dell rodando o sistema operacional Windows Server 2003, equipado com um processador Intel Xeon E5504 2.00GHz de oito núcleos e 4 GB de memória RAM. Foram realizadas em média trinta execuções do programa para cada instância, variando a quantidade de indivíduos, número de interações, e no caso no ACO, o valor de evaporação e os pesos de atualização do feromônio, a fim de se obter o melhor valor e a média da população. Abaixo seguem tabelas com os valores encontrados nos testes para cada instância.

**Tabela 1. Instância a208.tsp (drilling problem (Ludwig))**

Unidade	População	Interação	Solução Ótima	Resultado	T. Execução (ms)
EUC-2D	10	10	2586.76	2982.50	13.422
EUC-2D	100	10	2586.76	2875.78	124.687
EUC-2D	10	100	2586.76	2815.25	117.094
EUC-2D	100	100	2586.76	2818.62	1.136.093

Na primeira instância, são definidos 208 locais para o roteiro, usando para cálculo do custo do deslocamento entre dois locais a distância euclidiana (EUC-2D). Variando a população de indivíduos e a quantidade de interações, como pode ver nas colunas respectivas. Aumentando os valores temos uma melhora significativa no resultado encontrado, entretanto um custo computacional maior para esses acréscimos, como pode observar na tabela 1. Analisando as soluções em cada interação percebe-se que o aumento no número de indivíduos da população interfere de uma maneira mais acentuada na convergência da solução que a quantidade de interações.

**Tabela 2. Instância ulysses16.tsp (Odyssey of Ulysses (Groetschel/Padberg))**

Unidade	População	Interação	Solução Ótima	Resultado	T. Execução (ms)
GEO	10	10	6793.0	8479.0	16
GEO	100	10	6793.0	7978.0	109
GEO	10	100	6793.0	7740.0	110
GEO	100	100	6793.0	7745.0	750

Na segunda instância, mostrada na tabela 2, tem-se 16 locais para a definição da melhor roteirização, nessa é usado latitude e longitude para a localização de cada ponto, assim diferente da primeira instância, necessita de um cálculo de geo-localização(GEO) para a determinação dos custos a serem minimizados. Com um tempo computacional relativamente baixo, apenas 750 milissegundos para os maiores parâmetros, percebe-se que o ponto crítico da implementação está na quantidade de locais a serem usados, assim, com poucos pontos, pode-se aumentar em demorado o número de indivíduos para melhorar a solução final.

**Tabela 3. Instância ulysses22.tsp (Odyssey of Ulysses (Groetschel/Padberg))**

Unidade	População	Interação	Solução Ótima	Resultado	T. Execução (ms)
GEO	10	10	6942.0	8944.0	47
GEO	100	10	6942.0	8939.0	203
GEO	10	100	6942.0	8939.0	110
GEO	100	100	6942.0	8915.0	172
GEO	1000	1000	6942.0	8779.0	131.844

Nessa outra instância do problema da *Odyssey of Ulysses*, temos 22 pontos no problema, e o mesmo padrão aplicado à segunda instância para calcular o custo entre cada dois pontos. O que nota de especial nessa instância é a pequena convergência da solução mesmo com o aumento da população de indivíduos e das interações aplicadas a cada população local. Como pode ver na tabela 3, surgindo uma melhora significativa

apenas quando usado mil indivíduos e mil interações, porém mesmo com esses valores não se fez uma diferença respeitável.

## 6. Conclusões e Trabalhos Futuros

Os resultados dos algoritmos bio-inspirados propostos são de grande relevância já que o mesmo conseguiu alcançar bons resultados se comparado aos resultados ótimos. Este trabalho encontrou melhores resultados no algoritmo ACO do que no GA, superando a solução aproximada encontrada. Isso demonstra que o algoritmo está melhor adaptado para roteirização de veículos do que o Sistema Imunológico.

Algumas propostas de trabalhos futuros são indicações de continuidade do relato aqui exposto e melhorias nas implementações, como melhoria no processo de mutação, que é a base da convergência dos Algoritmos Genéticos, na atualização dos feromônios no ambiente, já que esta função responde pelo maior custo computacional do algoritmo ACO. E desenvolver uma técnica híbrida com a utilização de mais de uma meta-heurística biológica aplicada em conjunto para resolver o problema.

## Referências

- Balestieri, F. M. P. (2006). *Imunologia*. Manole, Barueri, SP.
- Benini, F. A. V. and Silva, I. N. d. (2008). Uma abordagem usando colônia de formigas e inteligência artificial para o problema do caixeiro viajante. *DINCON 2008, 7th Brazilian Conference on Dynamics, Control and Applications*, 9.
- Campos, Guilherme Guidolin de; Yoshizaki, H. T. Y. and Belfiore, P. P. (2006). Algoritmos genéticos e computação paralela para problemas de roteirização de veículos com janelas de tempo e entregas fracionadas. *Gest. Prod., ISSN 0104.530X*, 13:271–281.
- Cunha, C. B. (2000). Aspectos práticos da aplicação de modelos de roteirização de veículos à problemas reais. *Transportes, Rio de Janeiro*, 8:51–74.
- Goldberg, M. C. and Luna, H. P. L. (2000). *Otimização Combinatória e Programação Linear*. Editora Campus.
- Linden, R. (2008). *Algoritmos Genéticos: Uma importante ferramenta da Inteligência Computacional*. Brasport, Rio de Janeiro, RJ.
- Neumann, Frank; Sudholt, D. and Witt, C. (2008). Rigorous analyses for the combination of ant colony optimization and local search. *Sixth International Conference on Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence, ANTS*, pages 132–143.
- Oliveira, R. C. (2008). Utilização de algoritmos genéticos híbridos e web 2.0 no desenvolvimento de sistemas de roteirização de veículos. Master's thesis, Universidade Federal de Uberlândia.
- Pétrowski, D. and Taillard, S. (2006). *Metaheuristics for Hard Optimization - Methods and Case Studies*. Springer, Université Paris XII, Faculté des Sciences, LiSSi.
- Ruppert, Edward E; Fox, R. S. and Barnes, R. D. (2005). *Zoologia dos Invertebrados: uma abordagem funcional-evolutiva*. Roca, São Paulo, SP.
- Soares, G. L. (1997). Algoritmo genéticos: Estudo, novas técnicas e aplicações. Master's thesis, Universidade Federal de Minas Gerais, Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico.