

Mestrado Integrado em Engenharia Química

***Aplicação de Algoritmos Genéticos na
Determinação de Circuitos Óptimos de Recolha
de Resíduos Sólidos Urbanos***

Tese de Mestrado

desenvolvida no âmbito da disciplina de

Projecto de Desenvolvimento em Ambiente Académico

Pedro Joaquim Oliveira Lopes



Universidade do Porto

Faculdade de Engenharia

FEUP

Departamento de Engenharia Química

Orientador na FEUP: Prof. Fernando Gomes Martins

Fevereiro de 2008

Agradecimentos

A execução deste projecto, após cinco anos de licenciatura no curso de Engenharia Química, representou uma mudança bastante positiva. A passagem de um ambiente académico puro, para um ambiente onde já se consegue antever a realidade do mundo do trabalho, mostrou-se de uma enorme entreaajuda e ligação entre alunos, docentes e profissionais da área, no sentido técnico e pessoal.

Para além das aptidões desenvolvidas e novos conhecimentos adquiridos, instrumentos relevantes para o exercício da minha actividade profissional, existiram vários aspectos de um trabalho conjunto que se revelaram muito gratificantes.

Cumpre-me agora, o realce da ajuda prestada directa ou indirectamente por uma série de colegas, amigos e docentes.

Gostaria de expressar a minha gratidão a docentes, amigos e familiares que de certa forma influenciaram a minha formação, permitindo-me neste momento concluir este projecto e uma etapa de vida tão importante como esta.

Um especial obrigado ao Prof. Fernando Gomes Martins, pelo acompanhamento prestado ao longo de vários anos, pelo valioso contributo dado à minha formação, pela compreensão, amizade e companheirismo criados ao longo do tempo e em especial, durante a realização deste projecto. À sua total disponibilidade, ajuda e orientação prestadas.

Ao Engenheiro Paulo Sérgio Oliveira Martins pelo apoio no entendimento das necessidades do problema real e pela discussão de ideias na programação do código necessário.

À minha namorada, Lúcia Tavares, por compreender a falta de disponibilidade e pressão que um projecto deste tipo implica. Pela motivação transmitida e ajuda prestada na clarificação de ideias e no projectar do trabalho.

Finalmente, a todos quantos, de alguma forma, me apoiaram e que atrás não foram referidos, o meu sincero agradecimento.

Resumo

A sociedade, devido a um aumento populacional, por vezes não sustentado, depara-se com problemas urgentes de adaptação a um mundo em constante mudança. Entre esses problemas, enquadra-se a recolha de resíduos sólidos urbanos (RSU). O aumento de população, aliado às constantes mudanças das vias terrestres, cria sérios problemas aos órgãos responsáveis pela recolha de RSU. Desta forma torna-se prioritário desenvolver meios que permitam uma resposta rápida e eficaz a essas mudanças, permitindo que a recolha seja feita na cadência certa, diminuindo os riscos de proliferação de animais e doenças.

Actualmente, as entidades responsáveis socorrem-se a métodos computacionais e matemáticos para solucionar estes problemas. Os Algoritmos Genéticos (AG) procuram responder a estas questões, simulando situações reais e originando soluções lógicas e satisfatórias. Com base nas heurísticas dos AG, desenvolveram-se aplicações informáticas para encontrar soluções óptimas do problema da recolha de RSU. O problema da recolha de RSU consiste na especificação de um determinado número de pontos de recolha de RSU, a serem recolhidos por um determinado número de veículos. As aplicações desenvolvidas fornecem possíveis percursos para cada veículo. Esses percursos são criados com base na minimização dos custos associados a essa recolha, permitindo às empresas baixarem as despesas, tornando-as cada vez mais competitivas.

As aplicações desenvolvidas com base nos AG demonstraram serem eficazes no objectivo deste trabalho - a obtenção dos percursos óptimos. Os tempos de cálculo, obtidos para os casos de estudo considerados, mostraram a aplicabilidade destes algoritmos na resolução de problemas de alguma dimensão e consequentemente a problemas reais.

Palavras Chave (Tema): percursos optimizados de recolha de resíduos sólidos urbanos, algoritmos genéticos, resíduos sólidos urbanos

Abstract

Nowadays society is going through a rapid and, most of the times, not sustained increase in population. This change leads to different and urgent sets of adaptation problems. Among these problems there is the urban waste collection. The increase of population, in addition with the constant changes in the communication traits, raises serious problems to the entities in charge of the waste collection. In this way, it is a major priority the development of alternatives to create a fast and effective answer to these changes. These alternatives will lead to a collection at proper times with the decrease in the chances of diseases and animals proliferation.

Presently, the entitled entities, take advantage of computational and mathematical methods to find possible solutions for these problems. The Genetic Algorithms (GA) tries to answer these questions. They simulate real situations with the aim of finding logic and satisfactory solutions. Taking into account the GA heuristics, computing applications were developed to find better answers for the problem of waste collection. This problem relies on the specification of a fixed number of waste collection points to be collected by a number of vehicles. The journeys created take into account the lower amount of associated costs with the collection, allowing the companies to decrease their expenses and to become more competitive.

The developed GA applications demonstrated their efficiency in the main objective of these work - finding the best routes. The calculations time needed for each of the considered case studies highlight the applicability of these algorithms in the resolution of bigger dimension problems, and consequently, their application to real situations.

Índice

Índice	i
Notação e Glossário	ii
Lista de Tabelas.....	iii
1 Introdução.....	1
1.1 Enquadramento e Apresentação do Projecto.....	1
1.2 Contributos do Trabalho.....	2
1.3 Organização da Tese	2
2 Estado da Arte	4
3 Aplicação de Algoritmos Genéticos (AG)	8
3.1 Algoritmos Genéticos.....	8
3.2 AG Modificados	11
3.3 Casos de Estudo	12
4 Descrição Técnica e Discussão dos Resultados	15
4.1 Caso de várias gerações e um veículo de recolha	16
4.2 Caso de variação do número de palavras e de pontos de recolha	16
4.3 Caso de variação do número de palavras e de veículos de recolha	18
4.4 Caso de variação do número de palavras, de gerações e dos pontos de recolha	19
4.5 Caso de variação do número de palavras, de gerações e de veículos de recolha	22
5 Conclusões	24
6 Avaliação do trabalho realizado.....	26
6.1 Objectivos Realizados.....	26
6.2 Limitações e Trabalho Futuro	26
6.3 Apreciação final	26
Referências	28

Notação e Glossário

Lista de Siglas

AG	Algoritmo Genético
CE	Computação Evolutiva
FEUP	Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto
IA	Inteligência Artificial
PCV	Problema do Caixeiro-Viajante
SIG	Sistemas de Informação Geográfica
RSU	Resíduos Sólidos Urbanos

Lista de Tabelas

Tabela 1: Variação do custo mínimo obtido ao longo das gerações.	16
Tabela 2: Caso em que 1 veículo recolhe 52 pontos, com um número variável de soluções sem mutações nas <i>palavras</i> .	17
Tabela 3: Caso em que 1 veículo recolhe um número variável de pontos, com 1000 <i>palavras</i> possíveis sem mutações.	17
Tabela 4: Caso em que 1 ou 3 veículos recolhem o mesmo número de ponto, sem mutação mas com quantidade de <i>palavras</i> diferente.	18
Tabela 5: Caso em que 1 veículo recolhe 52 pontos, com mutações no algoritmo por 500 gerações e com um número de <i>palavras</i> variável.	19
Tabela 6: Caso onde 1 veículo recolhe 52 pontos, com mutações no algoritmo por um número variável de gerações e com 100 <i>palavras</i> criadas por geração.	20
Tabela 7: Caso onde 1 veículo recolhe um número variável de pontos, com mutações no algoritmo por 500 gerações e com 500 <i>palavras</i> criadas por geração.	21
Tabela 8: Caso em que 1 ou 3 veículos recolhem o mesmo número de pontos, em 500 gerações com quantidade de <i>palavras</i> diferente por geração.	22
Tabela 9: Caso de recolha por 3 veículos, onde se altera o número de gerações com as duas variantes do algoritmo.	23

1 Introdução

1.1 Enquadramento e Apresentação do Projecto

O aumento da população, observado nos últimos anos, principalmente nos grandes centros urbanos, aliado a um espírito cada vez mais consumista e de desperdício coloca o homem numa situação delicada. Como recolher e tratar os resíduos produzidos pela população?

O aumento populacional, além de influenciar a quantidade de resíduos a ser recolhida, implica uma gestão de rotas cada vez mais precisa e cuidada. Em Portugal, os grandes centros urbanos encontram-se inalterados há décadas e as empresas de recolha procuram resolver o problema do aumento da quantidade diária a ser recolhida, sem poderem aumentar a capacidade dos veículos de recolha, devido às condicionantes que as vias de acesso impõem.

As empresas deparam-se também com uma ameaça séria à sua saúde financeira. A instabilidade económica global, aliada a um aumento ininterrupto do preço dos combustíveis, abalam as empresas de recolha em que o custo de recolha representa um custo relevante. A boa gestão de frotas e o planeamento otimizado de rotas tornam-se por estes motivos pontos importantes a estudar e otimizar.

Esta tese baseia-se no problema da recolha desses resíduos que são diariamente depositados em contentores e que representam riscos para a saúde pública, riscos esses que aumentam exponencialmente com o passar dos dias em espera para serem recolhidos.

Devido ao elevado número de pontos de recolha de resíduos, a optimização de rotas de veículos tem de se aliar a algoritmos de optimização e a mapas digitais das zonas.

Esta optimização representa hoje uma área de trabalho com elevada importância. A minimização do tempo e da distância percorrida por cada veículo na recolha permite às empresas baixarem os custos associados, tornando-se cada vez mais competitivas e produtivas.

Este projecto, embora sendo direccionado para o problema específico de recolha de resíduos, apresenta algoritmos com uma elevada área de aplicação. A optimização das rotas de redes de transporte de passageiros e mercadorias, o planeamento do trabalho de técnicos em empresas prestadoras de serviços, entre outros, são todas situações actuais às quais os algoritmos genéticos podem ser aplicados.

No decorrer desta tese apresenta-se mais detalhadamente o problema para o qual ela foi desenvolvida e os algoritmos que serviram de base. Por fim, apresentam-se vários exemplos da aplicação dos AG na optimização de percursos.

1.2 Contributos do Trabalho

No presente trabalho desenvolveram-se algoritmos genéticos (AG) aplicados à optimização de percursos de recolha de resíduos sólidos urbanos e subsequente redução dos custos inerentes à recolha.

A aplicação dos AG à simulação de rotas de veículos vem sendo utilizada há vários anos. A complexidade desta aplicação torna-o num problema de difícil resolução, mas também numa poderosa ferramenta de trabalho.

A recolha de RSU realiza-se por empresas municipais e privadas, que têm a preocupação diária de manter a empresa sustentável financeiramente, procurando soluções para diminuir os custos, não comprometendo o serviço vital que desempenham, para a população que habita na sua área de acção.

As aplicações desenvolvidas neste trabalho fazem parte de um conjunto de ferramentas cujo objectivo é o desenvolvimento de uma aplicação informática suportada em Sistemas de Informação Geográfica (SIG), que permitam determinar os circuitos óptimos de recolha de RSU. Os resultados obtidos com este trabalho mostram que os algoritmos desenvolvidos são eficazes na optimização desses circuitos e daí relevantes para a aplicação que se pretende desenvolver na FEUP.

1.3 Organização da Tese

A tese encontra-se dividida em seis capítulos.

O Capítulo 1 apresenta o projecto e o seu enquadramento com a realidade. São discutidos os benefícios inerentes e os contributos que ele apresenta para a resolução do problema.

No Capítulo 2 descrevem-se as noções básicas do problema de recolha de RSU, numa tentativa de um melhor enquadramento da necessidade deste projecto. Refere-se também as dificuldades com que as entidades responsáveis se deparam hoje em dia na recolha. Faz-se o

enquadramento do problema matemático que a ele está ligado no panorama do desenvolvimento tecnológico e científico actual. Introduzem-se ainda os principais algoritmos utilizados para a resolução deste tipo de problemas.

No Capítulo 3 descreve-se detalhadamente o AG original. Explica-se cada passo do algoritmo e as operações básicas que lhe conferem o paralelismo com as teorias de evolução. São também apresentadas as duas variações realizadas ao AG original, necessárias para manter a integridade do problema real de recolha de RSU.

No Capítulo 4 apresentam-se vários casos de estudo.

O Capítulo 5 apresenta as principais conclusões do trabalho desenvolvido.

No Capítulo 6 faz-se uma análise auto-critica e apreciação do trabalho desenvolvido. Discutem-se melhorias possíveis de realizar e enumeram-se limitações das aplicações.

2 Estado da Arte

A recolha de RSU é uma acção concertada de várias fases, processos e equipamentos específicos.

É da responsabilidade do pelouro municipal, a limpeza urbana e a garantia que os RSU produzidos no município sejam recolhidos num curto espaço de tempo, utilizando meios públicos ou recorrendo a empresas privadas, prevenindo a proliferação de odores, doenças ou animais (Decreto-Lei n.º178/2006).

Os RSU gerados pela população a serem recolhidos, podem ser deixados junto à habitação, para a recolha no sistema porta a porta, ou deixados em contentores específicos para o efeito. Depois de recolhidos seguem por duas vias dependendo do município: se este possui uma estação de transferência, os RSU ficam lá armazenados por 1 ou 2 dias até seguir para o aterro; se pelo contrário o município não possui estas estações, os RSU são transportados para os aterros sanitários onde serão tratados (www.confagri.pt, 2008).

Num país com o clima temperado/quente, como Portugal, a frequência de recolha deve ser no mínimo de 3 vezes por semana em zonas habitacionais. Já em zonas comerciais onde os espaços de armazenamento escasseiam e onde o lixo é produzido em quantidades consideráveis, a recolha deve ser diária. Também a altura do dia em que a recolha é feita varia de zonas habitacionais para comerciais. Se no primeiro caso a recolha deve ser diurna, aproveitando o reduzido fluxo de pessoas e veículos, já em zonas comerciais essa recolha deve ser feita durante a noite aproveitando essa mesma diminuição (PERSU, 2007).

A recolha de RSU deverá estar assente numa série de normas de conduta: o volume de voz dos operadores, a sinalização luminosa de aviso do veículo, ou a insonorização do motor e sistemas hidráulicos são práticas adjacentes a uma boa recolha. Além destas condutas existe legislação específica para veículos de recolha de lixos (Higiene e Segurança no Trabalho, 2004) que podem possuir sistemas de compactação ou não, permitindo o fecho da carroçaria por meio de portas. Entre elas destacam-se:

- Não permitir o derramamento dos RSU na via pública;
- Possuir no mínimo uma taxa de compactação de pelo menos 3:1 (3 m³ de resíduos ficarão reduzidos por compactação a 1 m³);
- Apresentar a altura de carregamento ao nível da cintura dos elementos da equipa, ou seja, no máximo a 1.20 m de altura em relação ao solo;

- O carregamento deverá ser feito na parte traseira;
- Dispor de local adequado para transporte dos operadores;
- Apresentar meios de descarga rápida do lixo no destino;
- Possuir compartimentos de carregamento com capacidade para no mínimo 1.5 m³;
- Possibilitar o carregamento de diversos tipos de contentores;
- Distribuir adequadamente a carga pelo chassi do veículo.

Os operadores devem possuir mecanismos de protecção e segurança limpos e sempre em óptimas condições, devem gozar de boa saúde e ser acompanhados de perto por médicos, numa tentativa de prevenir qualquer risco de contaminação, devido aos elevados riscos a que estão constantemente expostos.

O sistema de recolha de RSU, devido à constante mutação da população e da área física envolvente, deverá estar constantemente a ser actualizado e atender a:

- O número de elementos que constituem cada equipa, que geralmente varia entre dois a cinco operadores por veículo para equipas municipais e três operadores para equipas de empresas privadas (IBAM, 2003).
- Rotas de recolha semelhantes: as equipas devem ter sensivelmente a mesma carga de trabalho. Se existem zonas em que a concentração de RSU por área é maior, as equipas responsáveis por essas zonas devem cobrir menor área do que aquelas que estão responsáveis por áreas com menor concentração de lixos.
- Ponto de recolha para o início de rota. Os pontos iniciais das rotas de recolha devem ser seleccionados de tal forma que os percursos dos veículos sejam o mais directo possível aos pontos intermédios de recolha e ao local de depósito final, diminuindo assim as distâncias e o tempo do percurso.
- Avaliação dos pontos de recolha de lixo. Dependendo do tipo das áreas a recolher, habitacionais ou de comércio, deverá ser calculada uma média de produção de lixo por habitante e por ponto de recolha. Essa média permite estimar a capacidade necessária do veículo para realizar a recolha de uma vez só e permite uniformizar também as quantidades previstas a ser recolhidas por veículo. Como será de prever este é um dos pontos mais críticos na definição das rotas, a média pode não ser representativa da realidade diária, sendo necessária uma análise por época da semana, mês e ano, permitindo desta forma prever

com melhor exactidão se os veículos terão capacidade para recolher todos os pontos da rota.

- Desenho das rotas. As rotas dependem directamente do tráfego e desenho das vias, devem ser desenhadas prevendo horas de ponta, sinalização de trânsito, obras nas vias e outras possíveis causas de obstrução.

Devido aos motivos atrás mencionados, o sistema de planeamento de rotas de recolha representa um problema bastante complexo, sendo necessário recorrer a sistemas informáticos e algoritmos matemáticos para obtenção de soluções coerentes e que representem com alguma fiabilidade a realidade.

Desde há vários séculos, a civilização humana, recorre a mapas representativos de determinadas áreas em análise. Inicialmente esses mapas eram realizados manualmente, estando sempre associada uma perspectiva pessoal inerente à observação. Eram usados símbolos para representar realidades físicas permitindo a sua análise qualitativa. A introdução de legendas permitiu, que juntamente com essa análise qualitativa, ao utilizador retirar informação qualitativa do mapa. No entanto a evolução da tecnologia e a necessidade de maior rigor na informação fez com que surgisse, nas últimas décadas do século XX, os Sistemas de Informação Geográfica (SIG). Definidos em 1989 por Aronoff como a recolha, armazenamento e análise de objectos e fenómenos cuja localização geográfica constitui uma característica importante e fundamental para a análise do problema em causa. Embora os SIG tenham sido desenvolvidos para resolver a maior parte dos problemas espaciais, muitos dos mais complexos problemas desta área ultrapassam as capacidades de resolução dos SIG. Estes problemas geralmente envolvem vastas áreas de pesquisa e uma enorme quantidade de dados correspondendo um largo número de soluções possíveis. Nestes casos as técnicas analíticas estandardizadas, geralmente não conseguem encontrar soluções óptimas em tempo aceitável ou dentro dos limites computacionais (Thangiah e tal., 1996; Valle, 2004).

Por estes motivos, diversos autores têm desenvolvido vários algoritmos ou estratégias de cálculo para ultrapassar estas limitações e tornar o problema de criação de rotas de veículos cada vez mais realistas, rápidos e correctos (Oliveira, 2007). Entre eles destacam-se:

- a) Optimização de uma colónia de formigas. É um algoritmo desenvolvido de forma a imitar o comportamento de uma colónia real de formigas. Um comportamento complexo é observado quando numa colónia, onde milhares de indivíduos interagem entre si. A forma como eles procuram alimento, definem o melhor caminho da colónia até ele e como passam essa informação aos outros indivíduos da colónia é um bom exemplo do problema das rotas de veículos. As heurísticas deste algoritmo foram desenvolvidas por Dorigo et al., 1999 e são utilizadas hoje por vários autores em diversos tipos de problemas.

- b) O problema do Caixeiro-viajante (PCV) foi formulado matematicamente por Golden e Bodin (Bodin et al., 1983). Fundamentalmente este problema tem como objectivo minimizar o custo de viajar entre n cidades ou paragens com uma rota apenas e acabando na mesma cidade onde começou. Rapidamente se consegue estabelecer uma comparação entre este problema e o problema das rotas de veículos. Embora o tratamento de um PCV não inclua tantos factores como o das rotas de veículos, basta o elevado número de cálculos envolvidos para o tornar um problema complexo. Devido a essa dificuldade de resolução, o PCV apoia-se em diversos métodos exactos por serem aqueles que melhores soluções encontram, entre estes estão: o Algoritmo Dijkstra (Dijkstra, 1959; Cormen et al., 2001); o Algoritmo de Floyd e o Método Húngaro (Munkres, 1957).
- c) A utilização de Algoritmos Genéticos (AG), como estratégia de resolução do problema de rotas de veículos, pela utilização de conceitos ligados a populações genéticas e teorias de evolução. Estes tentam otimizar a adaptabilidade de uma solução ou percurso, pela recombinação ou mutação dos elementos (pontos de passagem) que a constituem (Marinakis e Migdalas, 2002).

O problema de optimização de rotas de veículos, neste caso, define-se concretamente pela diminuição dos gastos inerentes a esse percurso. A principal forma de os reduzir é diminuindo a distância percorrida pelo(s) veículo(s) passando pelos mesmos pontos de referência.

3 Aplicação de Algoritmos Genéticos (AG)

3.1 Algoritmos Genéticos

Problemas de rotas de veículos podem envolver técnicas de resolução do campo de inteligência computacional. Segundo Engelbrecht (2002), inteligência computacional pode ser definida como um sub-campo da inteligência artificial (IA) que inclui “o estudo de mecanismos adaptativos que permitem ou facilitam o comportamento inteligente em ambientes complexos e em mudança. Estes mecanismos incluem os paradigmas da IA que conotam uma facilidade de adaptação a novas situações, para generalizar, abstrair, descobrir e associar.” Inteligência Computacional divide-se em vários sub-domínios de estudo, incluindo redes neuronais artificiais, computação evolutiva, lógica difusa, etc.

A área da computação evolutiva (CE) tem despoletado um esforço para agregar várias áreas de investigação anteriormente estudadas (Rice, 2004). Nesses campos de estudos anteriores destaca-se os AG, que se podem definir como sendo estratégias evolucionárias. O ponto em comum de todos estes campos da CE é o facto de utilizarem técnicas computacionais que são análogas aos mecanismos evolutivos que ocorrem nos sistemas biológicos naturais, como sejam a selecção natural, *crossing over*, mutação, etc...

Os AG são das técnicas mais estudadas em termos de evolução computacional e que se inspiram na natureza. Os conceitos básicos, foram inicialmente desenvolvidos por Jhon Holland na Universidade do Michigan no início da década de 60. A partir desse momento, os AG têm sido utilizados em diversas aplicações científicas, problemas de decisão, problemas de classificação e problemas de optimização numérica complexa.

De seguida apresentam-se os passos principais dos AG, assentes em heurísticas baseadas na selecção natural (sobrevivência do mais adaptado), *crossing over* e mutação (Muhlenbein, 1997):

- **Passo 1:** Iniciar uma população, composta por cromossomas individuais → criação de múltiplas soluções do problema;
- **Passo 2:** Avaliação da adaptabilidade de cada cromossoma → avaliação do grau de optimização de uma solução sobre a função objectivo;

- **Passo 3:** Selecção dos cromossomas para realizar *crossing over*, baseado na sua adaptabilidade → garantia que apenas os indivíduos mais adaptados são seleccionados para originar uma nova geração de potenciais soluções;
- **Passo 4:** *Crossing over* dos cromossomas seleccionados → criação de uma nova população de possíveis soluções que mantenham os atributos dos seus parentes seleccionados;
- **Passo 5:** Mutação dos cromossomas → introdução de novas variações nas populações para garantir uma mais aprofundada exploração do espaço de pesquisa;
- **Passo 6:** Avaliação do grau de adaptabilidade de cada cromossoma na nova população → após sucessivas gerações de populações, espera-se que a adaptação se aproxime da função objectivo;
- **Passo 7:** Se é encontrado um valor adequado da função objectivo (custo mínimo da(s) rota(s)/sub-rota(s) de recolha(s)) com a nova população, o processo pára. Caso contrário repete-se a partir do **Passo 3**.

Um dos aspectos mais característicos e importantes dos AG é a representação das soluções na forma de cromossomas, que se baseiam no registo visual dos parâmetros relevantes à definição do problema.

Cada cromossoma está associado a um valor da função objectivo, valor esse que vai diminuindo de geração em geração devido às transformações causadas nos cromossomas pelos três principais operadores genéticos: selecção, *crossing over* e mutação.

Entende-se por selecção, o método em que cromossomas individuais são escolhidos dentro de uma determinada população para que neles ocorra *crossing over*. Esta selecção baseia-se no grau de adaptabilidade que cada cromossoma possui, face à realidade para a qual ele está a ser estudado. Quanto mais apto à resolução da função objectivo um cromossoma estiver, mais facilmente será seleccionado.

Uma vez seleccionados os cromossomas, eles poderão passar ao operador *crossing over*. *Crossing over* é o método pelo qual indivíduos de uma população se reorganizam e dividem para formar novos indivíduos, que manterão características dos cromossomas progenitores e que formarão uma nova geração. Explicam-se de seguida as duas formas mais comuns de *crossing over* que são aplicadas de acordo com probabilidades pré-determinadas.

Crossing over num ponto - este método é aplicado a dois cromossomas progenitores seleccionados de uma população inicial:

Progenitor A: 01|0010

Progenitor B: 11|0111

Um ponto de *crossing over* é escolhido entre dois genes adjacentes de ambos os progenitores e o material genético de cada lado do ponto é trocado entre eles, originando dois descendentes que possuem a mesma informação genética mas rearranjada.

Descendente C: 010111

Descendente D: 110010

Crossing over em dois pontos - Este método é muito parecido com o anterior, só que neste caso em vez de existir um ponto de troca são determinados dois pontos,

Progenitor A: 0|100|10

Progenitor B: 1|101|11

O material genético existente entre os dois pontos é trocado entre progenitores, resultando dois descendentes com as seguintes características:

Descendente E: 010110

Descendente F: 110011

De seguida mutações aleatórias podem ocorrer baseadas em probabilidades. Numa mutação, um gene aleatoriamente seleccionado é substituído por outro também seleccionado ao acaso.

Antes da mutação: 010110

Depois da mutação: 011110

Mutações caracterizam-se por trocas aleatórias de genes nos cromossomas de uma população, que garantem um aumento da diversidade de indivíduos e conseqüentemente melhoria na optimização da função objectivo.

3.2 AG Modificados

O AG original apresentava algumas condicionantes para a sua aplicação directa ao problema de recolha de RSU. Num cromossoma existe um certo número de genes, ou pontos, que se vão repetindo com uma certa cadência. Neste caso o cromossoma é a “*palavra*” formada com as referências (localização geográfica) dos pontos de recolha por onde o(s) veículo(s) passa(m). Desta forma, no cromossoma não deveriam existir pontos duplicados, o que implicava que o(s) veículo(s) passasse(m) pelo mesmo ponto várias vezes, tantas quantas as vezes que essa referência aparecesse no cromossoma. Como consequência, o caminho não seria o mínimo e não minimizaria o valor da função objectivo. Assim o algoritmo teve de sofrer algumas alterações que são apresentadas a seguir:

- 1 O(s) veículo(s) pode(m) apenas passar uma vez por cada ponto de recolha, o que implica que, cada referência só pode surgir uma vez;
- 2 Todos os pontos têm caminho entre si, é sempre possível ir de um qualquer ponto para outro qualquer ponto;

Numa área de recolha existem n pontos, que constituem um cromossoma primário e existem m veículos disponíveis para fazer a recolha. Assume-se que a zona a ser recolhida é de tal forma homogénea que todos os veículos podem recolher o mesmo número de pontos, já que todos os pontos têm sensivelmente a mesma carga a ser recolhida e que os m veículos são suficientes para recolher todos os pontos da área em estudo.

- 3 O número de veículos disponíveis permite que determinada área seja recolhida apenas com uma passagem;
- 4 Cada veículo recolhe tantos pontos quantos o número total a dividir pelo número de veículos;
- 5 Cada ponto de recolha tem sensivelmente a mesma carga;

A *palavra* criada com os pontos a serem recolhidos é dividida em *sub-palavras* ou sub-caminhos, tantas quantos os veículos existentes. Os fenómenos de *crossing over* e mutação actuam directamente nesses sub-caminhos, porque assim garante-se que as referências não

sejam duplicadas, enquanto que o fenómeno de selecção natural actua na *palavra* completa já que o importante é o custo associado de todos os veículos na recolha.

- 6 Seleccionam-se os sub-caminhos em que o custo total associado é mínimo, para *progenitores* da geração seguinte. O objectivo é minimizar esse custo associado à recolha de todos os veículos e não o custo associado a um veículo específico;
- 7 Os fenómenos de *crossing over* e mutação ocorrem nos sub-caminhos como entidades individuais.

Estas sete regras atrás mencionadas definem as alterações dos novos algoritmos desenvolvidos a partir do original.

3.3 Casos de Estudo

Foram desenvolvidas aplicações informáticas com os novos algoritmos. O código dessas aplicações e a interface não é apresentado nesta tese, devido a questões de confidencialidade necessárias manter. A principal razão para esta confidencialidade é a existência de uma ideia de negócio, baseada em trabalhos desenvolvidos na FEUP e em que este trabalho é uma componente, que uma entidade exterior à faculdade tem vindo a projectar.

Os dados iniciais, necessários à aplicação dos algoritmos desenvolvidos neste trabalho são: i) o número de pontos de recolha; ii) os pontos de partida e de saída da rota iii) o número de veículos existente e iv) o custo associado à deslocação entre 2 quaisquer pontos do percurso, excepto o custo associado à ligação entre o ponto de entrada e de saída da rota.

De seguida são criadas n *palavras*/caminhos diferentes, que além de abrangerem todos os pontos, têm em comum começarem no mesmo ponto de partida, e terminarem no mesmo ponto de saída. Essas *palavras*, onde estão incluídos todos os pontos a serem recolhidos, é dividida pelos veículos que existem, formando uma *sub-palavra* por veículo.

Exemplo:

Palavra:

1-6-11-4-7-15-2-13-3-9-16-8-10-5-12-14-17

Sub-palavra 1/veículo 1: **Sub-palavra 2/veículo 2:** **Sub-palavra 3/veículo 3:**

1-6-11-4-7-15-17

1-2-13-3-9-16-17

1-8-10-5-12-14-17

O procedimento seguinte é a aplicação do fenómeno de selecção natural. Todos os caminhos são ordenados por custo total associado, do menor para o maior. Em cada geração, especifica-se uma percentagem de selecção e selecciona-se o número de *palavras* correspondente, atendendo aos menores valores da função objectivo, que passarão à geração seguinte.

É nessas *palavras* seleccionadas que os fenómenos de *crossing over* e mutação vão actuar, de modo a atingir o tamanho definido da população em cada geração. Na primeira variante do algoritmo (Variante A), pontos específicos de *sub-palavras* vão trocar de posição entre si. A troca de elementos nas *sub-palavras* permite obter novas soluções e procurar as que garantem os menores valores da função objectivo.

Palavra:

1-6-11-4-7-15-2-13-3-9-16-8-10-5-12-14-17

Sub-palavra 1/veículo 1: Sub-palavra 2/veículo 2: Sub-palavra 3/veículo 3:

1-6-11-4-7-15-17

1-2-13-3-9-16-17

1-8-10-5-12-14-17

Após mutação, variante A:

1-15-11-4-7-6-17

1-2-9-3-13-16-17

1-8-10-12-5-14-17

Na segunda variante do algoritmo não são elementos isolados das *sub-palavras* que trocam de posição, mas conjuntos aleatórios de 2 ou 3 elementos (Variante B). O objectivo é o mesmo, encontrar *palavras* com valores da função objectivo menores.

Palavra:

1-6-11-4-7-15-2-13-3-9-16-8-10-5-12-14-17

Sub-palavra 1/veículo 1: Sub-palavra 2/veículo 2: Sub-palavra 3/veículo 3:

1-6-11-4-7-15-17

1-2-13-3-9-16-17

1-8-10-5-12-14-17

Após mutação, variante B:

1-7-15-4-6-11-17

1-3-9-2-13-16-17

1-12-14-5-8-10-17

Em questões de código programado estas duas variantes diferem entre si na selecção das posições que são trocadas, todo o resto é seleccionado aleatoriamente. Foi necessário ter atenção especial à Variante B para a troca de posições não resultar em referências repetidas ou aumento do número de referências face à *palavra* progenitor que lhe deu origem. A posição a trocar não pode corresponder à posição 1, senão o ponto de partida do(s) veículo(s) seria(m) alterado(s); a posição 2 também não pode ser seleccionada no caso de 3 pontos

trocarem, já que isso influenciaria a posição 1; o marcador não pode apontar para a posição central, porque poderia não ocorrer mutação.

4 Descrição Técnica e Discussão dos Resultados

No Capítulo 4 apresentam-se exemplos das aplicações desenvolvidas e aplicadas ao problema da recolha de resíduos sólidos urbanos (RSU). Nos vários testes alteram-se o número de veículos, o número de gerações, o tipo de mutação aplicado, etc.

As aplicações desenvolvidas aplicam-se a casos reais. No entanto, os custos entre pontos aqui definidas foram gerados aleatoriamente, tendo como custo máximo definido 10 unidades de custo. Nos casos reais, os valores mínimos desses custos são conhecidos, podendo-se utilizar directamente as aplicações desenvolvidas.

Os pontos são definidos como: 1 ponto inicial, onde o(s) veículo(s) inicia(m) a sua recolha; n pontos de recolha com a mesma carga a ser recolhida; 1 ponto final, onde o(s) veículo(s) acaba(m) a sua rota. Todos os custos entre cada um dos pontos encontram-se definidos. Uma condição necessária para estas aplicações, é a existência de um percurso real entre 2 pontos quaisquer dos pontos de recolha, de início e de fim de rota.

As variáveis que definem cada exemplo apresentam valores predefinidos, no entanto é permitido ao utilizador alterar esses valores aquando a inicialização das aplicações. Em todos os exemplos apresentam-se tabelas em que se definem as variáveis de cada caso.

É importante salientar que os tempos de cálculo apresentados, foram obtidos com a utilização de um processador *Hewlett-Packard Intel Pentium M, 1500 MHz com 512MB de RAM*, daí que poderão ser obtidos tempos diferentes quando utilizado outro processador.

4.1 Caso de várias gerações e um veículo de recolha

Na Tabela 1 observa-se a evolução da função objectivo, pela aplicação da variante A dos algoritmos desenvolvidos. Mantêm-se 1000 palavras a serem criadas por geração e apresentam-se os valores de custo associado obtidos ao longo das gerações. Neste caso existem 52 pontos de recolha, incluindo o de partida e de saída e o custo máximo associado entre 2 pontos é de 10 unidades de custo.

Tabela 1: Variação do custo mínimo obtido ao longo das gerações.

Número de gerações.	Custo mínimo obtido.
1	212
10	194
100	113
500	86
1000	81
2000	81

O custo associado diminui ao longo das gerações, aproximando-se da solução óptima da função objectivo. Observa-se uma diminuição acentuada nas primeiras gerações, que vai sendo atenuada com o aproximar da solução mínima possível. Embora o processo de mutação seja aleatório, manter as palavras com custos associados mínimos, de geração em geração, permite que se observe este comportamento - uma diminuição constante do valor da função objectivo.

4.2 Caso de variação do número de palavras e de pontos de recolha

Este exemplo diz respeito à recolha de 52 pontos por 1 veículo. Não ocorre mutação na *palavra* que define a rota, apenas se criam diferentes números de *palavras*, de 10 a 30 000. Pretende-se neste caso analisar a evolução do custo com o aumento do número de *palavras* na primeira geração. Na Tabela 2 definem-se as variáveis que caracterizam este problema.

Tabela 2: Caso em que 1 veículo recolhe 52 pontos, com um número variável de soluções sem mutações nas *palavras*.

	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4	Caso 5
Pontos onde o veículo passa.	52	52	52	52	52
Número de <i>palavras</i> geradas.	10	100	1000	10000	30000
Custo máximo entre 2 pontos.	10	10	10	10	10
Tempo de cálculo (s).	1.5	1.8	1.7	6.4	26.5
Custo mínimo encontrado	233	220	212	209	207

Observa-se uma diminuição do custo da rota, com o aumento do número de indivíduos gerados na primeira geração. O aumento do tempo de cálculo apenas se torna considerável a partir da geração de 1000 *palavras*. De 10000 para 30000 *palavras* geradas o custo associado apenas diminuiu 2 unidades, o que deverá ser ponderado face ao aumento de tempo de cálculo.

No segundo exemplo (Tabela 3) analisa-se o caso em que se varia o número de pontos recolhidos. Utiliza-se apenas um veículo e são formadas 1000 *palavras*.

Tabela 3: Caso em que 1 veículo recolhe um número variável de pontos, com 1000 *palavras* possíveis sem mutações.

	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4	Caso 5
Pontos onde o veículo passa.	22	42	52	72	92
Número de <i>palavras</i> geradas.	1000	1000	1000	1000	1000
Custo máximo entre 2 pontos.	10	10	10	10	10
Tempo de cálculo (s).	2.1	2.5	3.8	6.3	10.2
Custo mínimo encontrado.	63	168	211	314	395

O aumento do custo explica-se pelo aumento do número de pontos a ser recolhidos. Observa-se um aumento do tempo de cálculo com o aumento do número de pontos, principalmente a partir de 52 pontos, no entanto pouco relevante, visto serem tempos reduzidos.

Dos exemplos atrás apresentados, conclui-se que mesmo sem mutações, o aumento do número de indivíduos permite encontrar custos associados menores.

4.3 Caso de variação do número de palavras e de veículos de recolha

De seguida (Tabela 4) estuda-se a influência do número de veículos de recolha na obtenção da solução. No primeiro caso existe 1 veículo para recolher 52 pontos com a geração de 100 e 1000 *palavras*, no segundo caso 3 veículos recolhem os mesmos pontos, com a geração do mesmo número de *palavras*.

Tabela 4: Caso em que 1 ou 3 veículos recolhem o mesmo número de ponto, sem mutação mas com quantidade de *palavras* diferente.

	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4
Pontos onde o veículo passa.	52	52	52	52
Número de <i>palavras</i> geradas.	100	1000	100	1000
Custo máximo entre 2 pontos.	10	10	10	10
Número de veículos.	1	1	3	3
Tempo de cálculo (s).	2.3	2.8	2.6	18.2
Custo mínimo encontrado.	233	206	242	214

O custo mínimo associado diminui com o aumento do número de *palavras* formadas, para 1 ou 3 veículos. Observa-se a tendência dos valores serem superiores para a situação em que existem 3 veículos a recolher. Isto deve-se ao facto de cada um deles partir do mesmo ponto e chegar a outro ponto em comum. Se o ponto de entrada e de saída estiverem ligeiramente separados dos pontos de recolha, no caso de existirem 3 veículos, isto significa que a distância do ponto inicial para a área de recolha será três vezes superior do caso em que existe apenas um veículo, implicando um aumento do custo associado à recolha. O mesmo se observa para o ponto final.

O aumento do tempo de cálculo entre 100 e 1000 *palavras* formadas é bastante mais acentuado para 3 veículos. Conclui-se que o aumento do número de veículos aumentará exponencialmente o tempo necessário para a resolução do problema.

4.4 Caso de variação do número de palavras, de gerações e dos pontos de recolha

De seguida apresentam-se (Tabela 5) exemplos de resolução do problema com um AG onde são contempladas mutações. Este caso será comparado com o caso da Tabela 2.

Tabela 5: Caso em que 1 veículo recolhe 52 pontos, com mutações no algoritmo por 500 gerações e com um número de *palavras* variável.

	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4	Caso 5
Pontos onde o veículo passa.	52	52	52	52	52
Número de <i>palavras</i> por geração.	10	100	1000	2500	5000
Número de gerações.	500	500	500	500	500
% de <i>palavras</i> a manter entre gerações. (%)	40	40	40	40	40
Custo máximo entre 2 pontos.	10	10	10	10	10
Tempo de cálculo (s).	7.5	40.1	708.1	2866.7	8550.4
Custo mínimo encontrado.	117	97	90	91	86

A introdução de mutações nos algoritmos de resolução do problema, traduz-se na obtenção de custos bastante inferiores. Em comparação com a Tabela 2 observam-se reduções de mais de 50%. No entanto existe um considerável aumento do tempo de cálculo.

Analisando o caso 2 da Tabela 5, onde 100 indivíduos cruzam-se por 500 gerações, mantendo apenas as 40% melhores *palavras* de geração em geração, obtém-se um custo bastante inferior num aumento de tempo aceitável. Com 1000 *palavras* formadas por geração observa-se um aumento exponencial do tempo de cálculo, com uma diminuição de custos inferior a 8%. A partir de 1000 *palavras*, o tempo de cálculo atinge um valor bastante elevado.

Conclui-se que as mutações permitem obter resultados muito satisfatórios da função objectivo num espaço de tempo aceitável.

No próximo exemplo (Tabela 6), mantém-se o número de *palavras* a serem criadas por geração (100) e varia-se o número de gerações. Assim pode-se observar a evolução, que as mutações provocam, no cálculo dos valores da função objectivo.

Tabela 6: Caso onde 1 veículo recolhe 52 pontos, com mutações no algoritmo por um número variável de gerações e com 100 *palavras* criadas por geração.

	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4	Caso 5
Pontos onde o veículo passa.	52	52	52	52	52
Número de <i>palavras</i> por geração.	100	100	100	100	100
Número de gerações.	10	50	500	5000	30000
% de <i>palavras</i> a manter entre gerações. (%)	40	40	40	40	40
Custo máximo entre 2 pontos.	10	10	10	10	10
Tempo de cálculo (s).	4.7	13.8	105.4	1215.0	8474.6
Custo mínimo encontrado.	195	154	95	86	83

O aumento do número de mutações na população, acelera o processo de minimização da função objectivo. Como se pode observar da comparação da Tabela 5 com a Tabela 6. Enquanto que na primeira se faz variar o número de *palavras* geradas por geração, na segunda mantém-se o número de *palavras* e varia-se as gerações. Os valores mais baixos da função objectivo foram obtidos neste segundo caso, onde também o tempo de cálculo comparativo é inferior. Sendo por isso preferível, encontrar um número “óptimo” de *palavras* geradas e aumentar o número de geração.

A Tabela 7, traduz um exemplo onde se varia o número de pontos a serem recolhidos por apenas 1 veículo. Gerando 500 indivíduos em cada geração, durante 500 gerações e mantendo as 40% melhores *palavras* de geração em geração.

Tabela 7: Caso onde 1 veículo recolhe um número variável de pontos, com mutações no algoritmo por 500 gerações e com 500 *palavras* criadas por geração.

	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4	Caso 5
Pontos onde o veículo passa.	22	42	52	72	92
Número de <i>palavras</i> por geração.	500	500	500	500	500
Número de gerações.	500	500	500	500	500
% de <i>palavras</i> a manter entre gerações. (%)	40	40	40	40	40
Custo máximo entre 2 pontos.	10	10	10	10	10
Tempo de cálculo (s).	111.7	176.5	254.5	363.4	499.0
Custo mínimo encontrado.	39	68	92	135	177

Uma vez mais, o aumento do número de pontos de recolha, traduz-se num aumento quase linear do tempo de cálculo, embora esse aumento não seja muito significativo. Os custos mínimos associados aumentam obrigatoriamente com o aumento do número de pontos.

4.5 Caso de variação do número de palavras, de gerações e de veículos de recolha

Nesta secção, apresenta-se o caso onde é comparado o desempenho dos algoritmos, na simulação das rotas para vários veículos a realizarem um percurso. Na Tabela 8 são comparados os casos de 1 e 3 veículos e com 100 e 1000 *palavras* por 500 gerações.

Tabela 8: Caso em que 1 ou 3 veículos recolhem o mesmo número de pontos, em 500 gerações com quantidade de *palavras* diferente por geração.

	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4
Pontos onde o veículo passa.	52	52	52	52
Número de <i>palavras</i> geradas.	500	1500	500	1500
Número de gerações.	500	500	500	500
% de <i>palavras</i> a manter entre gerações. (%)	40	40	40	40
Custo máximo entre 2 pontos.	10	10	10	10
Número de veículos.	1	1	3	3
Tempo de cálculo (s).	183.0	971.2	451.1	379.5
Custo mínimo encontrado.	92	88	140	124

Na Tabela 8, observa-se que o aumento do número de palavras geradas, traduz-se na diminuição dos custos associados à recolha. E o aumento do número de veículos, a recolher a mesma quantidade de pontos, resulta no aumento do custo mínimo associado.

De forma a testar-se as duas variantes desenvolvidas, estudou-se o caso onde se manteve o mesmo número de *palavras* por geração e variou-se o número de gerações.

Tabela 9: Caso de recolha por 3 veículos, onde se altera o número de gerações com as duas variantes do algoritmo.

	Variante A		Variante B	
	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4
Pontos onde os veículos passam.	52	52	52	52
Número de <i>palavras</i> geradas.	1000	1000	1000	1000
Número de gerações.	100	500	100	500
% de <i>palavras</i> a manter entre gerações. (%)	40	40	40	40
Custo máximo entre 2 pontos.	10	10	10	10
Número de veículos.	3	3	3	3
Tempo de cálculo (s).	27.3	333.7	29.8	624.3
Custo mínimo encontrado.	157	127	160	124

Por análise da Tabela 9, conclui-se que ambas as variantes do AG minimizam a função objectivo. Os valores obtidos são bastante próximos, significando que nos 2 casos, os custos evoluem de forma idêntica em direcção ao custo mínimo associado. O aumento do número de gerações, resulta em ambas, numa diminuição do custo total associado à recolha de RSU. O tempo de cálculo é tendencialmente mais longo para a Variante B, devido às diferenças na resolução dos algoritmos.

5 Conclusões

A aplicabilidade dos AG tornou-se evidente no desenvolvimento deste trabalho.

A optimização das rotas dos veículos na recolha de RSU, é possível e permite atingir valores de referência, quando os custos associados à recolha entre dois quaisquer pontos são conhecidos.

O projecto desenvolvido tem bases sólidas e apresenta uma estrutura capaz de ser aplicada a uma ideia de negócio. A procura deste tipo de soluções é bastante alargada, uma vez que representam, uma grande mais-valia para a resolução de problemas actuais, resultando numa poupança relevante nas áreas em que é aplicado.

A utilização de operações, utilizadas nos organismos vivos (selecção, mutação, etc.), permite obter resultados apreciáveis, na simulação de rotas de veículos.

A geração aleatória de *palavras*/percursos permite, por si só, encontrar uma solução mínima da função objectivo. Essa minimização aumenta proporcionalmente com o aumento do número de *palavras* geradas.

O custo associado à recolha de RSU diminui ao longo das gerações. Inicialmente essa diminuição é bastante acentuada, mas quando se aproxima o patamar de custo mínimo possível, essa diminuição tem tendência a ser mais demorada.

A introdução das operações de selecção natural, *crossing over* e mutação, permitem minimizar mais rapidamente a função objectivo. Em comparação, torna-se mais rápida essa minimização, introduzindo mutações em pequenos grupos de indivíduos, do que a produção maciça de *palavras* aleatórias.

O aumento do número de pontos a serem incluídos num percurso, aumenta sempre o tempo de cálculo necessário à minimização do problema.

De forma geral, aumentando consideravelmente o número de *palavras* por geração e o número de gerações, atinge-se um valor mínimo do problema num espaço de tempo pouco relevante face ao valor acrescentado que essa solução trará à situação em estudo.

O tempo de cálculo aumenta proporcionalmente com o aumento do número de veículos utilizados para recolherem determinada área de pontos. Quanto mais veículos são utilizados, mais lentamente os algoritmos minimizam a função objectivo.

A utilização de vários veículos, representa um aumento real no custo total associado à recolha. A distância entre o ponto de partida e de saída e a área onde se encontram os pontos de recolha, será multiplicada pelo número de veículos, daí esse aumento no custo associado.

As duas variantes do AG desenvolvidas, apresentam resultados muito equiparados, não existindo diferenças significativas na optimização em alguns dos casos. No entanto, a variante A tem tendência a ser a mais rápida das duas.

Devido ao facto dos algoritmos estarem assentes numa série de premissas aleatórias, a replicação de resultados pode tornar-se difícil.

Conclui-se portanto, que a aplicação de AG no problema de Recolha de RSU, é bem conseguida. Os resultados são promissores e a sua aplicação em casos reais é facilmente realizada.

6 Avaliação do trabalho realizado

6.1 Objectivos Realizados

O objectivo deste trabalho consistia no desenvolvimento de algoritmos, que optimizassem o problema da recolha de RSU.

Propunha-se a modificação dos AG para aplicar a este caso e a sua manipulação para atingir resultados satisfatórios. Duas variantes dos AG foram desenvolvidas, com base nas heurísticas originais, e aplicado a um caso real.

Os resultados obtidos foram satisfatórios, pela sua facilidade de aplicação e pelos valores encontrados que minimizam rapidamente e de uma forma bastante positiva a função objectivo. Dessa forma os objectivos propostos foram cumpridos.

6.2 Limitações e Trabalho Futuro

A resolução dos algoritmos desenvolvidos, mostrou ser rápida e eficiente, no entanto é necessário realizar testes com problemas de grandes dimensões, isto é, para várias centenas de pontos de recolha e várias dezenas de veículos. Isso implica o aumento exponencial do número de cálculos necessários realizar para obtenção de resultados satisfatórios. Nesse caso é aconselhável o investimento num processador mais rápido, no sentido de obter tempos de resolução sustentáveis para a sua aplicação em soluções comerciais. Torna-se também importante comparar o desempenho destes algoritmos com outros métodos de cálculo que permitam resolver o mesmo problema.

6.3 Apreciação final

Os algoritmos desenvolvidos apresentam uma estrutura bastante sólida, daí a sua fácil aplicabilidade a diferentes casos. Os passos de cálculo estão bem definidos o que permite

uma rápida compreensão e manipulação em caso de necessidade. A aplicação dos AG, a este tipo de problemas, sustenta a ideia da grande abrangência de aplicações possíveis e fomenta/justifica a sua utilização em projectos de áreas diferentes.

Na opinião do autor e com base nos resultados obtidos, o trabalho desenvolvido foi bastante satisfatório, embora atendendo às limitações que estes projectos impõem.

Referências

- Aronoff, S., *Geographic Information Systems: a management perspective*, Ottawa, Canada: WDL Publications, 1989.
- Bodin L., Golden, B., Assad, A., Ball, M., *Routing and Scheduling of Vehicles and Crews, the State of the Art*, *Computers & Operations Research* 10, 69-211, 1983.
- Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L., Stein, C., *Introduction to Algorithms*, Second Edition. MIT Press and McGraw-Hill, 2001.
- Dorigo, M. e G. Di Caro *The Ant Colony Optimization Meta-Heuristic*. In: D. Corne, M. Dorigo, e F. Glover (Eds.) *New Ideas in Optimization*. McGraw-Hill, 11-32, 1999.
- Dijkstra, E. W., *A note on two problems in connexion with graphs*. In: *Numerische Mathematik*, 1, 269-271, 1959.
- Engelbrecht, A.P. *Computational Intelligence: An Introduction*. John Wiley & Sons, Ltd., 2002.
- *Higiene e Segurança no Trabalho - Manual de Formação, Programa Formação PME*, 2004.
- IBAM, *Gestão Integrada de Resíduos Sólidos - Manual de Gerenciamento de Resíduos Sólidos*, Instituto Brasileiro de Administração Municipal, 61-73, 2003
- Marinakis, Y., Migdalas, A. *Heuristic Solutions of Vehicle Routing Problems in Supply Chain Management*, Department of Production Engineering and Management, Technical University of Crete, Greece, 2002.
- Ministério do Ambiente, do Ordenamento do Território e do Desenvolvimento Regional, *Decreto-Lei n.º178*, 2006.
- Ministério do Ambiente, do Ordenamento do Território e do Desenvolvimento Regional, *PERSU II - Plano Estratégico para os Resíduos Sólidos Urbanos*, 1ª Edição, 2007.
- Muhlenbein, Heinz *Genetic algorithms*. In E. Aarts and J.K. Lenstra, editors, *Local Search in Combinatorial Optimization*, 137-172, Wiley and Sons, 1997.
- Munkres, J. *Algorithms for the assignment and transportation problems*, *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics* 5, 32-38, 1957.
- Oliveira, M.J. *Optimização de Circuitos de Recolha de Lixos Domésticos em Zonas Urbanas*. Tese de Doutoramento, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Porto, Portugal, 2007 (Submetida).

- Rice, M. Computational Intelligence Algorithms for Optimized Vehicle Routing Applications in Geographic Information Systems, The University of Georgia, 2004.
- Thangiah, S.R., Potvin, J.Y., Sung, T. Heuristics approaches to vehicle routing with backhauls and time windows. Computers and Operations Research, 23:1043-1057, 1996.
- Valle, A. G. *Optimización de rutas, seguridad en el transporte y sistemas GIS*, Escuela Politécnica Superior, Universidad de La Coruña, 2004.
- www.confagri.pt, consultado em 25.02.2008