

---

# UNIVERSIDADE DO ALGARVE

INSTITUTO SUPERIOR DE ENGENHARIA

Departamento de Engenharia Eletrotécnica

*Algoritmo de Otimização “Ant Colony”*

*para um Problema de Evacuação de Emergência*

por

Mateus Neves Andrade

Mestrado em Engenharia Elétrica e Eletrónica

Ramo de Tecnologias de Informação e Telecomunicações

Dissertação submetida em cumprimento do

requisito para a obtenção do grau de

Mestre em Engenharia Elétrica e Eletrónica.

2011



---

# UNIVERSIDADE DO ALGARVE

INSTITUTO SUPERIOR DE ENGENHARIA

Departamento de Engenharia Eletrotécnica

Mestrado em Engenharia Elétrica e Eletrónica

Ramo de Tecnologias de Informação e Telecomunicações

Esta Dissertação, intitulada:

*Algoritmo de Otimização “Ant Colony”*

*para um problema de Evacuação de Emergência*

foi escrita por

Mateus Neves Andrade,

sob a orientação de

Professor Doutor Pedro Jorge Sequeira Cardoso

e

Professor Doutor Mário Carlos Machado Jesus



# Resumo

O planeamento de rotas é considerado uma tarefa importante e de difícil resolução num processo de evacuação de uma zona urbana em risco. Encontrar as melhores rotas de evacuação representa um papel fundamental na solução do problema. Neste trabalho, o desenho e a análise de rotas de evacuação em redes urbanas será examinado. Para tal, será apresentado um modelo de optimização multiobjetivo, onde três objetivos são consideradas: o tempo máximo de viagem de todos os evacuados, a percentagem máxima de ocupação dos nós de refúgio e a distância máxima percorrida por todos os evacuados. O problema será resolvido com base num algoritmo de optimização por colónias de formigas (*Ant Colony Optimization* - ACO).

**Palavras-chave:** Optimização Multiobjetivo, Planeamento de Evacuação, meta-heurísticas, *Ant Colony Optimization*, Frente de Pareto.



# *Abstract*

**Evacuation planning is one of the most important and difficult situation to solve in an urban emergency evacuation. Path selection has a key role in the solution of the problem. In this disertation, the design and analysis of evacuation routes in urban network is examined. A multiobjective optimization model is presented, where three objectives are considered: maximum travel time over all refugees, maximum occupation percentage of the safe areas and total travelled distance. The resolution of the problem is made based on an ant colony optimization (ACO) algorithm.**

*Keywords: Multiobjective Optimization, Evacuation Planning, Metaheuristics, Ant Colony Optimization, Pareto Front.*





# Dedicatória

Ao meu já falecido pai Silvano Miguel Andrade,  
à minha mãe Clara Isabel Neves,  
aos meus irmãos e sobrinhos



# Agradecimentos

Continuo a agradecer a Deus por iluminar os caminhos e por me ter dado saúde e força de vontade para enfrentar os desafios que sempre surgiram ao longo do meu percurso acadêmico. Aos meus pais, que nunca abdicaram do esforço que lhes caracterizaram sempre em apoiar-me e pela educação que proporcionaram a mim e aos meus irmãos, da qual orgulho-me muito, sendo a alavanca do meu progresso, em termos pessoais e acadêmicos, que me permitiram chegar a esta fase.

Um agradecimento muito especial as minhas irmãs e irmãos que sempre me apoiaram moralmente e financeiramente durante este longo percurso o que fez com que tudo o que parecia ser um sonho hoje seja uma realidade.

*“Somos o resultado de muitos esforços, que não são nossos”.*

*(Georges Chevrot)*

Tenho muita honra em agradecer os meus orientadores, os Professores Doutores Mário Carlos Machado Jesus e Pedro Jorge Sequeira Cardoso, pelo desafio que me propuseram, a compreensão, a atenção, o apoio e a ajuda que tem sido incondicional durante este período.

À minha namorada Dora Encarnação pela companhia, apoio, compreensão e motivação durante esse período da minha formação.

Os meus agradecimentos estendem-se ao meu amigo, colega de formação e de luta, Emanuel Inocêncio, aos meus amigos Natalino Santos, Stélio Patel Santos, e todos aqueles que de uma forma direta ou indireta acompanharam e contribuíram para o enriquecimento deste projeto.

A todos o meu “muito obrigado”.



# Conteúdo

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>1</b>
1.1	Motivação . . . . .	1
1.2	Objetivo da tese . . . . .	3
1.3	Plano de risco . . . . .	3
1.4	Revisão bibliográfica . . . . .	4
1.4.1	Etapas do planejamento de evacuação de emergência . . . . .	4
1.4.1.1	Etapa 1 - Definição dos centros de refúgio . . . . .	5
1.4.1.2	Etapa 2 - Origem do tráfego . . . . .	5
1.4.1.3	Etapa 3 - Distribuição das pessoas . . . . .	6
1.4.1.4	Etapa 4 - Alocação de rotas de tráfego . . . . .	6
1.4.1.5	Etapa 5 - Verificação de um plano de evacuação . . . . .	7
1.4.2	Fases de evacuação de emergência . . . . .	7
1.4.3	Revisão de modelos de evacuação . . . . .	9
1.5	Apresentação do documento . . . . .	9
<b>2</b>	<b>Preliminares</b>	<b>11</b>
2.1	Otimização . . . . .	11
2.1.1	Fases de um processo de otimização . . . . .	12
2.1.2	Otimização multiobjetivo . . . . .	13
2.1.2.1	Formulação de um problema de otimização multiobjetivo	14
2.1.2.2	Princípios de otimização multiobjetivo . . . . .	14
2.1.3	Ótimo de Pareto . . . . .	15
2.1.4	Técnicas matemáticas em investigação operacional . . . . .	16
2.2	Métodos Heurísticos . . . . .	17
2.3	Métricas de desempenho dos algoritmos . . . . .	18
2.3.1	<i>Hypervolume</i> . . . . .	18
2.3.2	<i>Set Coverage</i> . . . . .	19
2.4	Grafos . . . . .	19
2.4.1	Representação Geométrica . . . . .	20
2.5	Redes . . . . .	21

2.5.1	Algoritmos de caminho mínimo . . . . .	22
2.5.2	Caminho mínimo entre dois vértices . . . . .	22
2.5.3	Algoritmos de custo mínimo . . . . .	22
2.5.4	Algumas considerações sobre os algoritmos . . . . .	23
2.6	Algoritmos de otimização por colônias de formigas - ACO . . . . .	23
2.6.1	Otimização por colônias de formigas . . . . .	23
2.6.2	A meta-heurística ACO . . . . .	24
2.6.3	ACO para o problema TSP: a primeira implementação . . . . .	24
2.6.4	Variantes do algoritmo ACO . . . . .	27
2.6.5	<i>Ant Colony Optimization</i> para problemas multi-critérios . . . . .	28
2.7	Comentários finais . . . . .	29
<b>3</b>	<b>Formulação do modelo de otimização multiobjetivo proposto</b>	<b>31</b>
3.1	Caraterização da rede . . . . .	31
3.1.1	Formulação matemática do problema de evacuação . . . . .	32
<b>4</b>	<b>Um modelo de algoritmo ACO multiobjetivo para o planeamento de evacuação</b>	<b>39</b>
4.1	O algoritmo MOACO proposto . . . . .	39
4.2	Considerações gerais . . . . .	43
<b>5</b>	<b>Resultados experimentais</b>	<b>45</b>
5.1	Considerações iniciais . . . . .	46
5.2	Definição dos parâmetros . . . . .	47
5.3	Análise de resultados . . . . .	49
5.3.1	Resultados preliminares . . . . .	49
5.3.2	Análises dos resultados utilizando redes normalizadas . . . . .	52
5.3.2.1	Rede malha . . . . .	52
5.3.2.2	Rede aleatória . . . . .	58
5.3.2.3	Análise global dos resultados estatísticos . . . . .	64
5.3.2.4	Análise das aproximações das frentes de Pareto . . . . .	64
5.3.2.5	Análise das soluções admissíveis encontradas . . . . .	65
5.3.3	Análise global dos resultados das redes normalizadas . . . . .	65
5.4	Casos práticos - casos de estudo . . . . .	66
5.4.1	Análise dos resultados utilizando uma rede em “meia lua”. . . . .	66
5.4.2	Análise dos resultados utilizando a rede urbana de Faro . . . . .	68
5.4.2.1	Rede urbana de Faro considerando a ocorrência de um tremor de terra seguido de uma onda de tsunami de 10 metros	71
5.4.2.2	Rede urbana de Faro considerando a ocorrência de um tremor de terra seguido de uma onda de tsunami de 15 metros	71

## CONTEÚDO

---

5.4.2.3	Rede urbana de Faro considerando a ocorrência de um tremor de terra seguido de uma onda de tsunami de 20 metros	73
5.4.2.4	Rede urbana de Faro generalizada . . . . .	77
<b>6</b>	<b>Conclusões e trabalhos futuros</b>	<b>81</b>
6.1	Considerações sobre o método proposto . . . . .	81
6.2	Trabalhos futuros . . . . .	82





# Lista de Figuras

1.1	Fases de evacuação (adaptada de [2]) . . . . .	8
2.1	O processo clássico na tomada de decisão: formular, modelar, resolver e implementar (adaptada de [59]) . . . . .	12
2.2	Regiões dominada, domina e incomparável no espaço objetivo relativamente a uma solução. . . . .	16
2.3	Ilustração com união de retângulos usados para o cálculo da métrica hypervolume num problema com dois objetivos. . . . .	19
2.4	Exemplo de Grafo não orientado e orientado . . . . .	20
2.5	<b>A.</b> Formigas num rasto de feromona entre o formigueiro e o alimento; <b>B.</b> Um obstáculo interrompe o rasto; <b>C.</b> Formigas procuram dois caminhos contornando o obstáculo; <b>D.</b> um novo rasto de feromona acaba por ser formada ao longo do caminho mais curto. . . . .	24
3.1	Exemplo de definição de uma rota $\pi$ . . . . .	32
3.2	Exemplo de uma rede de evacuação . . . . .	35
5.1	Rede-n25-a44-r9 cujos nós de refúgio são: 9, 10, 11, 12, 16, 17, 18, 23 e 25. . . . .	49
5.2	Exemplo de solução obtida da Rede-n25-a44-r9 cujos nós de refúgio são: 9, 10, 11, 12, 16, 17, 18, 23 e 25 e com os custos (tempo= 87, ocupação máxima = 1.6, distância = 4039) . . . . .	50
5.3	Rede-malha-n64-a112-r4 . . . . .	53
5.4	Exemplo de solução para Rede-malha-n64-a112-r4 (nós de refúgio 14, 27, 45, 51) obtida com o CP(19) com os custos (tempo = 5, ocupação máxima = 0.9, distância = 136) . . . . .	55
5.5	Exemplo de solução para Rede-malha-n64-a112-r4 (nós de refúgio 14, 27, 45, 51) obtida com o CP(19) com os custos (tempo = 5, ocupação máxima = 0.85, distância = 138) . . . . .	55
5.6	Exemplo de solução para Rede-malha-n64-a112-r4 (nós de refúgio 10, 15, 50, 55) obtida com o CP(19) com os custos (tempo= 4, ocupação máxima = 0.8 e distância = 128) . . . . .	57

5.7	Exemplo de solução para Rede-malha-n64-a112 (nós de refúgio 59, 60, 61 e 62) obtida com o CP(19) e com os custos (tempo = 16, ocupação máxima = 1 e distância = 337) . . . . .	58
5.8	Rede-aleatória-n64-a112-r4 . . . . .	59
5.9	Exemplo de solução para Rede-aleatória-n64-a112-r4 (nós de refúgio: 1, 19, 47 e 62) obtida com o CP(19) e custos (tempo = 5, ocupação máxima = 0.85 e distância = 113) . . . . .	60
5.10	Exemplo de solução para Rede-aleatória-n64-a112-r4 (nós de refúgio: 1, 19, 47 e 62) obtida com o CP(19) e custos(tempo = 9, ocupação = 0.8, distância = 122) . . . . .	61
5.11	Exemplo de solução para Rede-aleatória-n64-a112-r4 (nós de refúgio: 18, 14, 27 e 30) obtida com o CP(19) e custos (tempo = 5, ocupação máxima = 0.5 e distância = 130) . . . . .	62
5.12	Exemplo de solução para Rede-aleatória-n64-a112-r4 (nós de refúgio: 8, 38, 41 e 59) obtida com o CP(19) e custos (tempo = 15, ocupação máxima = 0.06 e distância = 340) . . . . .	64
5.13	Rede-meia-lua-n81-a294-r10 (nós de refúgio: 20, 43, 50, 56, 57, 60, 66, 67, 77 e 81) . . . . .	67
5.14	Exemplo de solução para a Rede-meia-lua (nós de refúgio: 20, 43, 50, 56, 57, 60, 66, 67, 77 e 81) com custos (tempo = 998, ocupação = 0,158 e distância = 30251) . . . . .	69
5.15	Rede-Faro-n81-a294-r13 . . . . .	70
5.16	Exemplo de solução para a Rede-Faro-n81-a294-r77 para uma onda de 10 metros obtida com o CP(19) . . . . .	72
5.17	Exemplo de solução para a Rede-Faro-n81-a294-r62-CP(19) para uma onda de 15 metros com custos (tempo = 306, ocupação máxima = 0.057 e distância = 5159) . . . . .	75
5.18	Exemplo de solução para a Rede-Faro-n81-a294-r41-CP(19) para uma onda de 20 metros com custos (tempo = 827, ocupação = 0.106 e distância = 17708) . . . . .	76
5.19	Exemplo de solução para a Rede-Faro-n81-a294-r13-CP(19) com custos (tempo = 365, ocupação = 0.135 e distância = 20432) . . . . .	79

# Lista de Tabelas

1.1	Classificação dos modelos de evacuação . . . . .	10
3.1	Exemplo de um plano de evacuação . . . . .	35
5.1	Conjunto de parâmetros . . . . .	48
5.2	Set coverage para os resultados obtidos com a rede Rede-n25-a44-r9 . . . . .	51
5.3	Conjunto de parâmetros escolhidos para testar as redes normalizadas . . . . .	53
5.4	Set coverage para os dados obtidos com a rede Rede-malha-n64-a112-r4 com nós de refúgio (14, 27, 45, 51) . . . . .	54
5.5	Exemplo de aproximação à frente Pareto da Rede-malha-n64-a112-r4-CP(19) com nós de refúgio (14, 27, 45, 51) . . . . .	54
5.6	Set coverage para os dados obtidos com a rede Rede-malha-n64-a112-r4 com nós de refúgio nos extremos . . . . .	56
5.7	Exemplo de aproximação à frente Pareto da Rede-malha-n64-a112-r4-CP(19) nós de refúgio nos extremos . . . . .	56
5.8	Set coverage para os dados obtidos com a rede Rede-malha-n64-a112-r4 nós de refúgio (59, 60, 61, 62) . . . . .	56
5.9	Exemplo de aproximação à frente Pareto da Rede-malha-n64-a112-r4-CP(19) nós de refúgio (59, 60, 61, 62) . . . . .	57
5.10	Set coverage para os dados obtidos com a rede Rede-aleatória-n64-a112-r4-CP(19) nós de refúgio (1, 19, 47 e 62) . . . . .	59
5.11	Exemplo de aproximação à frente Pareto da Rede-aleatória-n64-a112-r4-CP(19) nós de refúgio (1, 19, 47 e 62) . . . . .	60
5.12	Set coverage para os dados obtidos com a rede Rede-aleatória-n64-a112-r4 com nós de refúgio nos extremos . . . . .	61
5.13	Exemplo de aproximação à frente Pareto da Rede-aleatória-n64-a112-r4 com nós de refúgio nos extremos . . . . .	62
5.14	Set coverage para os dados obtidos com a rede Rede-aleatória-n64-a112-r4 com nós de refúgio na periferia . . . . .	63

5.15 Exemplo de aproximação à frente Pareto da Rede-aleatória-n64-a112-r4-CP(19) com nós de refúgio na periferia . . . . .	63
5.17 Solução não dominada para a Rede-Faro-n81-a294-r77-CP(19) considerando uma onda de 10 metros. . . . .	71
5.18 Soluções não dominadas da Rede-Faro-n81-a294-r62-CP(19) para uma onda de 15 metros . . . . .	73
5.16 Soluções não dominadas da Rede-meia-lua-n81-a294-r10 . . . . .	74
5.19 Soluções não dominadas da Rede-Faro-n81-a294-r41-CP(19) para uma onda de 20 metros . . . . .	74
5.20 Soluções não dominadas da Rede-Faro-n81-a294-r13-CP(19) . . . . .	77
5.21 Exemplo de um plano de evacuação para a rede urbana de Faro . . . . .	78
6.1 Dados da rede de 25 nós . . . . .	89
6.5 Dados das arestas da rede malha . . . . .	89
6.6 Dados dos nós da rede aleatória . . . . .	92
6.7 Dados das arestas da rede aleatória . . . . .	93
6.8 Dados dos nós da rede meia lua . . . . .	96
6.2 Dados das arestas da rede de 25 nós . . . . .	98
6.3 Dados dos nós da rede malha . . . . .	99
6.9 Dados das arestas da rede "meia lua" . . . . .	100
6.10 Rede-Faro-n81-r13 . . . . .	106
6.11 Dados das arestas da rede urbana de Faro . . . . .	108

# Lista de Siglas

<b>ACO</b>	<b>Ant Colony Optimization</b>
<b>AS</b>	<b>Ant System</b>
<b>CP</b>	<b>Conjunto de Parâmetros</b>
<b>ET</b>	<b>Engenharia de Tráfego</b>
<b>FIFO</b>	<b>First-In First-Out</b>
<b>GA</b>	<b>Genetic Algorithm</b>
<b>GIS</b>	<b>Geographical Information Systems</b>
<b>IO</b>	<b>Investigação Operacional</b>
<b>MOACO</b>	<b>Multiobjective Ant Colony Optimization</b>
<b>MOEA</b>	<b>Multiobjective Optimization Evolucionary Algorithms</b>
<b>OC</b>	<b>Optimização Combinatória</b>
<b>PE</b>	<b>Plano de Evacuação</b>
<b>PEE</b>	<b>Planeamento de Evacuação de Emergência</b>
<b>POM</b>	<b>Problema de Optimização Multiobjectivo</b>
<b>SA</b>	<b>Simulated Annealing</b>
<b>SC</b>	<b>Set Coverage</b>
<b>SIG</b>	<b>Sistema de Informação Geográfica</b>
<b>SP</b>	<b>Shortest Path</b>
<b>SPEA</b>	<b>Strength Pareto Evolutionary Algorithm</b>
<b>TS</b>	<b>Tabu Search</b>
<b>TSP</b>	<b>Traveling Salesman Problem</b>

**VRP** Vehicle Routing Problem

**ZPE** Zonas de Planeamento de Evacuação

# Capítulo 1

## Introdução

### 1.1 Motivação

O Planeamento de evacuação é uma área de estudo que tem por objetivo propor e avaliar medidas que visem melhorar a movimentação de uma população em risco. Esta movimentação ou deslocamento é gerada pela necessidade dos indivíduos se refugiarem em zonas seguras.

Assim, para planear uma evacuação é necessário ter um conhecimento profundo da zona de risco, ou seja, conhecimento da distribuição espacial desta zona e das características da população [57, 68]. Tendo como base este conhecimento, pode-se sugerir a implantação de um plano de evacuação, que visa definir que rotas devem ser utilizadas para que as pessoas se desloquem com segurança e saiam das áreas de risco no menor espaço de tempo possível. Perante isto, cabe aos decisores estudarem as melhores opções de rotas para o escoamento rápido e seguro dessa população.

Existem diversos estudos no planeamento de evacuação que trabalham com perspetivas diferentes, tais como: comportamento dos evacuados, estratégias de controlo de tráfego, seleção de locais de refúgio e definição de rotas de evacuação. Por exemplo, [52] apresenta um estudo de um plano de evacuação para furacões/inundações, com considerações explícitas relativamente ao impacto que esses eventos têm nos locais de refúgio, durante o período de evacuação. Um problema de evacuação de um edifício foi considerado em [49], tendo sido desenvolvido um modelo para seleccionar rotas adequadas para o movimento de pessoas durante o processo de evacuação.

Para desenvolver um plano de evacuação, é importante conhecer em primeiro lugar o tipo de ameaça a que a área de estudo está sujeita e, de seguida, determinar as possíveis áreas seguras. Posto isto, é necessário responder a questões, como sejam: Para onde pode ir cada evacuado? Qual a melhor rota de deslocamento? Portanto, para encontrar um plano adequado, os decisores podem considerar a capacidade das áreas seguras e a distância entre elas, como dois fatores importantes durante o planeamento. Assim, este poderá ser considerado como um problema de Otimização Combinatória Multiobjetivo [44, 67].

O problema de Otimização Combinatória Multiobjetivo constitui uma classe de problemas que pode ser computacionalmente intratável pois, devido à sua natureza combinatória, apresenta dimensão de ordem exponencial. Nos últimos anos, diferentes e importantes trabalhos têm vindo a ser desenvolvidos no âmbito da computação, nomeadamente, na área das meta-heurísticas. Estas são classificadas como sistemas inteligentes que compõem uma gama de métodos aplicáveis à procura de soluções, que facilitem a resolução de problemas complexos (NP-duros) de otimização.

Neste contexto, surgiu em 1992 a meta-heurística otimização por colónia de formigas (*Ant Colony Optimization*, ACO) [24], utilizada na resolução de vários problemas combinatorios complexos, como por exemplo: Problema do Caixeiro Viajante (*Traveling Salesman Problem*, TSP) [24], Problema de Atribuição Quadrática (*Quadratic Assignment Problem*) [41], Problema de Escalonamento [14], Problema de Arranjo Sequencial (*Sequential Ordering Problem*) [32], Problema de Roteamento de Veículos (*Vehicle Routing Problem*, VRP) [7], entre outros.

Em [70], é apresentado um modelo multiobjetivo *Ant Colony Optimization* para evacuação de emergência. Em [50], estudaram o planeamento de evacuação onde basearam em algoritmos evolutivos de otimização multiobjetivo (MOEA). Em [15] apresentam um método para identificar bairros que podem enfrentar dificuldades de transporte durante uma evacuação. Foi usado um modelo de programação inteira chamado *critical cluster model* e demonstraram que um algoritmo heurístico é capaz de produzir soluções eficientes e de alta qualidade para este modelo num contexto SIG (Sistema de Informação Geográfica).

O problema em estudo, a ser resolvido, tem como base a ocorrência de um terramoto com previsão de uma onda de tsunami numa zona urbana. Esta situação pode acontecer em diferentes janelas de tempo, dependendo da altura da onda de tsunami e da distância entre a origem do tsunami e as áreas a serem evacuadas. O modelo proposto pode ser aplicado a outros problemas como: incêndios, derrames químicos, inundações, deslizamentos de terra, ataques terroristas.

A resposta dinâmica das construções aos movimentos do solo provocados pelas ondas superficiais geralmente é a maior causa da destruição que um terremoto pode provocar. A complexidade dos movimentos do solo deve-se geralmente a três fatores: (1) as ondas sísmicas geradas no epicentro são de naturezas diferentes; (2) ao propagarem-se sob a superfície, as ondas são modificadas pelos meios em que passam; (3) uma vez que as ondas chegam a uma edificação, os movimentos estarão sujeitos as características do terreno abaixo da edificação, aos efeitos da fonte, efeitos do caminho e efeitos no local [57]. Na secção seguinte é apresentado o objetivo da tese e o método de resolução do problema.



### 1.2 Objetivo da tese

O objetivo do presente trabalho consiste no desenvolvimento de um plano de evacuação a ser utilizada para evacuação de uma população em risco, no menor tempo possível, perante uma situação de emergência.

O método consiste na aplicação da meta-heurística ACO para a resolução do problema em estudo, considerando-o como um problema de otimização multiobjetivo. A escolha da meta-heurística ACO deve-se ao seu grande potencial na escolha de caminhos mais curtos. Considera-se uma rede de evacuação caracterizado pelos nós e pelas arestas cujo objetivo é encontrar as melhores rotas de evacuação aplicando o algoritmo *Ant Colony Optimization*. Em termos computacionais, a resolução deste problema passa pela construção de um algoritmo eficiente e com o mínimo custo computacional possível, na obtenção de um plano de evacuação seguro [64].

Este trabalho apresenta um modelo multiobjetivo para a seleção de rotas de evacuação, considerando três objetivos a serem minimizados: o tempo total de evacuação para todos os evacuados, a percentagem de ocupação máxima dos nós de refúgio e a distância total percorrida por todos os evacuados. Para isso foi implementado um algoritmo ACO utilizando três rastos de feromona, cada rasto associado a um objetivo, e uma heurística para obter a solução do problema que será um conjunto de rotas de evacuação.

### 1.3 Plano de risco

Desastres naturais ou provocados pelo homem impõem sérios riscos a sociedade e na economia. Posto isto, a elaboração de planos de evacuação para as áreas urbanas em risco torna-se objeto de extrema importância direcionando-se ao funcionamento das instituições-chave (exemplo: hospitais, protecção civil e serviços públicos), garantindo tanto quanto possível a segurança das pessoas [20].

O objetivo de um plano de evacuação (PE) é a definição de políticas ótimas para a evacuação da população das áreas sob risco. Os decisores desenham e atualizam os planos de evacuação para os cenários que são mais prováveis. Esta abordagem é conhecida como pré-planeamento, apesar do desenho em tempo real ou reavaliação dos planos de evacuação em casos de falta de infraestruturas, bloqueio de estradas, mudanças inesperadas do evento, serem necessários [1].

A secção 1.4 fornece uma revisão dos estudos atuais na área do planeamento de evacuação e sua modelagem.

## 1.4 Revisão bibliográfica

Como já foi referido, a deslocação das pessoas das áreas consideradas de risco para as áreas de maior segurança é referida como uma evacuação [57, 68]. Esta pode ser obrigatória, recomendada ou voluntária, e deve ser conduzida de acordo com as exigências de um plano de evacuação. Para simular de forma realista uma grande evacuação da população, a seguinte informação é necessária [57]:

1. Um conhecimento preciso das infra-estruturas e da rede urbana.
2. Uma descrição precisa da distribuição espacial da população, por tempo, dia e tipo de atividade.
3. Uma representação precisa do tempo de resposta das pessoas ao evento de emergência e como este tempo varia, conforme a localização de uma pessoa e a sua atividade atual no momento em que ela descobre que está sobre ameaça.
4. Uma representação precisa da rota do evacuado e o comportamento até chegar ao destino.
5. Uma representação precisa de quaisquer controlos de gestão de tráfego que podem ser incorporados no plano de evacuação.

### 1.4.1 Etapas do planeamento de evacuação de emergência

Como foi referido na secção anterior, a evacuação de emergência é parte de uma orientação conduzida por um plano de evacuação específico que define as ações da população e das autoridades. O plano de evacuação de emergência (PEE) é considerado um processo constituído por várias etapas [57]. Se o planeamento da evacuação for definido antes do acontecimento de um evento, então é conhecido como pré-planeamento. Neste caso, é definido um plano de ação para um conjunto finito de potenciais cenários. Se ocorrer durante o acontecimento do evento, então o processo de evacuação pode ser classificado como em tempo real. Na prática, as suposições feitas durante o planeamento podem ser invalidadas durante o processo de evacuação, devido às mudanças das condições climáticas ou do comportamento do evento de emergência e à destruição total ou parcial da infra-estrutura da rede urbana. O planeamento de evacuação em tempo real exige uma metodologia integrada disponível para os decisores. Tal metodologia combina eficientes métodos analíticos na modelação do comportamento dos eventos, da atribuição de rotas ótimas, permitindo assim, gerir o processo de evacuação em tempo real. Vejamos com mais pormenor cada uma das etapas.

### 1.4.1.1 Etapa 1 - Definição dos centros de refúgio

Nesta etapa do processo de planejamento de evacuação são identificadas as áreas de destino. De uma forma geral, o objetivo principal consiste em encontrar as áreas que oferecem melhores condições para refugiar as pessoas, tanto a nível de infraestrutura como também o tamanho da área disponível. Quanto maior o número de espaços de refúgio, devidamente equipados, melhores são as hipóteses de salvaguarda daqueles que abandonam as áreas de risco para se protegerem. Relativamente ao acesso a esses mesmos espaços, o uso de carros particulares raramente é recomendado, sendo o acesso pedonal, numa distância máxima de 200 a 300 metros [56], preferível, a qualquer outro; especialmente em zonas densamente povoadas onde, o uso de carros particulares pode tornar-se uma escolha perigosa. No entanto, não deve ser excluído, como escolha, numa segunda fase, algumas horas após do evento, para alcançar espaços abertos, mais remotos, isolados e periféricos. Aqueles que devem constituir os principais critérios de rejeição, baseiam-se na análise: da perigosidade que poderá resultar de efeitos secundários, ou indiretos, de replicas e da ausência de infra-estruturas elementares.

Os espaços de refúgio devem estar localizados dentro da área urbana acessíveis a partir dos edifícios residenciais. No entanto, podem também estar localizados nas áreas de fácil acessibilidade as pessoas [57].

A limitação, no acesso aos espaços de refúgio, é um dos aspetos mais importantes a considerar, uma vez que os locais com acesso condicionado, não proporcionam um acesso imediato, e são preferencialmente utilizados, por grupos mais vulneráveis da população, ou para outras operações de emergência. Por outro lado, apesar do planejamento existente e das normas de evacuação adquiridas, a escolha e o acesso aos espaços de refúgios, dependem em grande parte dos avisos, da informação difundida pelos meios de comunicação social e das próprias circunstâncias. Em [40] é feita uma discussão mais detalhada sobre a escolha dos lugares de destino.

### 1.4.1.2 Etapa 2 - Origem do tráfego

Zonas de planejamento de evacuação (ZPE) ou áreas previstas para serem evacuadas, atuam como origens do tráfego dos evacuados. O objetivo final desta etapa é definir o número de pessoas que deixam as áreas ao longo da rede de evacuação. Primeiro, é necessário avaliar o tamanho da população presente numa área específica num determinado momento. Então, essas pessoas devem ser transferidas para as zonas de destino, utilizando vias seguras definidas para a evacuação. Para mais detalhes, em [40] é fornecida uma discussão detalhada das técnicas de geração de tráfego com base em estudos empíricos de comportamento.

### **1.4.1.3 Etapa 3 - Distribuição das pessoas**

O objetivo desta etapa é avaliar a distribuição das pessoas, em cada instante de tempo, no processo de deslocação para as áreas de refúgio. Em [57] são apresentadas as quatro principais abordagens para definir as curvas de geração de tráfego. As hipóteses sobre o comportamento dos evacuados são baseadas em dados empíricos e análises históricas, estudos de intenções e julgamento de especialistas, simulações de propagação da mensagem de alarme e percepção da comunidade. Em [40] fornece-se uma visão abrangente dos fatores que afetam a distribuição do tempo de partida, a análise da distribuição utilizada na prática, bem como a comparação com dados empíricos.

Premissas válidas sobre o comportamento dos evacuados num processo de evacuação são fundamentais para modelar as premissas de evacuação. O comportamento dos evacuados é um fenómeno complexo. Por exemplo, muitas pessoas não deixam a região depois de serem avisadas [56]. Pelo contrário, em algumas situações uma parte significativa da população decide deixar os locais antes do momento em que a evacuação é oficialmente declarada [39]. A decisão de deixar o local afetado depende de muitos fatores, nomeadamente: a percepção do perigo pela pessoa, familiares, estado social, existência de família/amigos nos pontos de destino [58]. De qualquer forma estamos sempre sujeitos a decidir as áreas de risco e potenciais rotas de deslocamento e, normalmente decidimos logo após a percepção do perigo.

### **1.4.1.4 Etapa 4 - Alocação de rotas de tráfego**

Nesta etapa do planeamento de evacuação assume-se que as ZPE (zonas a serem evacuadas), os destinos e a rede de evacuação já foram definidos. Deste modo, o objetivo deste passo é determinar as melhores rotas de tráfego da população. Este é um problema de otimização, classificado como NP-duro, visto que, deve ter em conta vários fatores a serem considerados, simultaneamente: tempo de evacuação, capacidade dos nós, distâncias percorridas, congestionamentos [37]. Um fator importante a ter em conta é o facto do desempenho da rede de evacuação depender do tráfego. A sobrecarga de uma via pode bloquear o tráfego nessa ligação. Este bloqueio irá afetar todos os elos de ligação e pode causar congestionamento significativo ao longo de toda a rede de evacuação [2, 18, 60].

A concessão de uma política de evacuação ótima compreenderá no seguinte: primeiro, é necessário definir os critérios funcionais de um plano de evacuação e sugerir medidas quantitativas de evacuação; segundo, é necessário o desenvolvimento de políticas de roteamento (como um conjunto de rotas de saída) e, finalmente, deve ser realizada uma avaliação da eficácia do plano de evacuação [2]. Na prática, a modelação da evacuação, o tempo total de evacuação, distância total percorrida, tamanho da população e probabilidade de bloqueio das vias são os critérios mais comuns, que devem ser considerados.

### 1.4.1.5 Etapa 5 - Verificação de um plano de evacuação

A etapa 5 conclui o processo de planeamento de evacuação. Se o plano concebido tem tendência a congestionamentos ou não permite a evacuação atempada, algumas análises alternativas ou a aplicação de controlo de tráfego devem ser consideradas. Os decisores podem considerar a hipótese de mudança de direção do fluxo em algumas rotas [66, 65], rampas de desativação e saídas, mudando o roteamento nos cruzamentos para minimizar os conflitos de tráfego [17]. Neste caso, a etapa 4 do procedimento deve ser repetida.

Este trabalho concentra-se principalmente na etapa 4 “atribuição de rotas de tráfego” e usa informações das etapas anteriores como contributo para a análise, pois parte-se do princípio que a dinâmica de propagação dos eventos de emergência, origens, tamanho da população e características de deslocamento e a rede de transporte foram definidos.

Seguidamente, são apresentadas as diferentes fases do processo de evacuação.

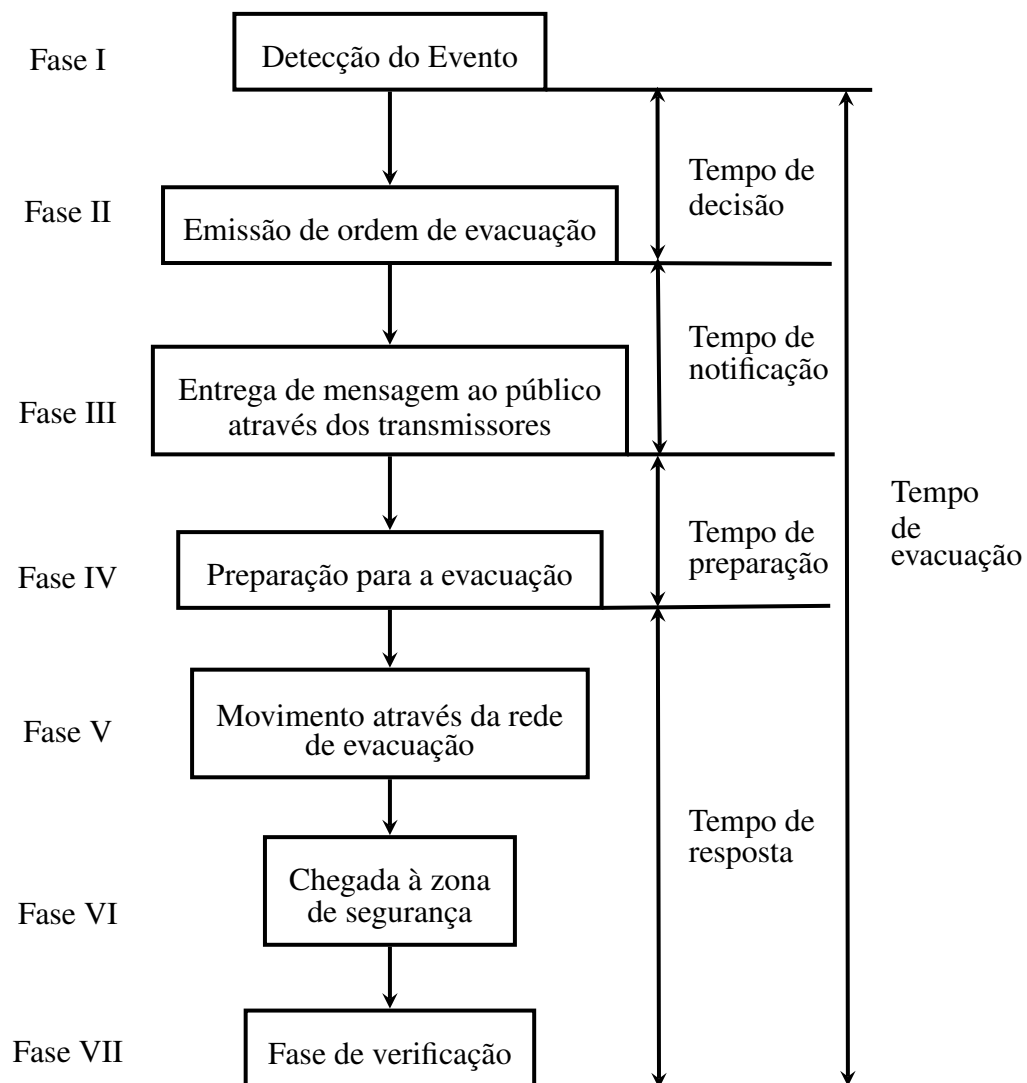
### 1.4.2 Fases de evacuação de emergência

Evacuação é um processo complexo, constituído por várias fases (Figura 1.1).

A fase I corresponde à deteção do incidente (evento). Na fase II, os decisores avaliam os potenciais riscos e ameaças para áreas específicas. Uma ordem de evacuação deve ser emitida para estas áreas, caso o risco seja significativo [40]. Estas áreas constituem a origem da evacuação ou zonas de planeamento de evacuação (ZPE). Na fase III, o alerta deve ser comunicado à população, sendo que, durante a fase IV, a população toma a decisão de evacuar ou não evacuar a partir do momento da perceção do perigo. Esta fase implica também a preparação para sair das zonas de perigo ou zonas afetadas pelo incidente. A fase V, implica movimento da população para as áreas designadas seguras (destinos) ou centros de refúgio. Esta etapa envolve a remoção dos ocupantes e pertences das áreas afetadas. Finalmente, na fase VI, os refugiados chegam às zonas fora de perigo (destinos) e procede-se à verificação ou confirmação de que todos os refugiados fizeram essa deslocação com segurança, sendo esta a fase VII. É importante notar que os intervalos de tempo para as fase III - VI representam o tempo de evacuação para todos as classes de refugiados, uma vez que as etapas podem ter durações diferentes para cada classe.

Dependendo da escala da situação de emergência, bairros, cidades ou regiões podem ter de ser evacuados, o tempo de evacuação pode variar de horas a semanas ou até meses [12]. Geralmente, para situações em que a evacuação tem que ser efetuada num curto período de tempo, a capacidade da rede urbana pode não satisfazer a intensa circulação de pessoas, mesmo para evacuações de pequena escala, isto é, as redes de transporte impedem o deslocamento acelerado da população de uma área afetada [12]. Considerando o caso da obstrução, a utilização de meios de deslocação (automóveis) por vezes não é adequada para a circulação em redes obstruídas.

Figura 1.1: Fases de evacuação (adaptada de [2])



Assim, a magnitude do problema é maior para as evacuações regionais e para gerir essas emergências de forma eficaz, os decisores beneficiam em ter no local planos de evacuação.

### 1.4.3 Revisão de modelos de evacuação

Historicamente, as abordagens de modelação de evacuação foram muito influenciadas por campos da investigação operacional (IO) e engenharia de tráfego (ET). A IO visa minimizar o tempo total de evacuação para todo o sistema ou para utilizadores individuais. Os modelos de evacuação que representam os fluxos de tráfego, pertencem a modelos de nível macro [2]. As abordagens de ET muitas vezes consideram o tráfego em níveis mais detalhados, essas abordagens podem ser classificadas como “micro” e “meso” modelos [2].

Os modelos de evacuação podem ser classificados também quanto ao procedimento de atribuição de rotas. Atribuições estáticas implicam que os intervenientes escolhem uma rota pré-definida para evacuar. Outros modelos consideram atribuição dinâmica, onde um interveniente escolhe uma direção em cada cruzamento. As técnicas de modelação podem ser agrupadas por meio de técnicas computacionais, por meio de técnicas de análise e simulação. A Tabela 1.1, adaptada de [2], resume as características de diversos modelos de evacuação.

A partir de uma revisão dos modelos [3, 51, 55, 57], duas abordagens são evidentes. A primeira abordagem define um conjunto de rotas ótimas e ao mesmo tempo avalia as medidas de desempenho, a segunda, utiliza uma técnica de otimização analítica que oferece uma política de roteamento e, em seguida, esta política é avaliada com um modelo de simulação de tráfego [53, 54, 60]. Tendo em conta as revisões dos modelos, conclui-se que a primeira abordagem é predominante na prática, sendo a segunda abordagem bastante menos usada.

## 1.5 Apresentação do documento

Este trabalho está organizado em seis capítulos. No Capítulo 1, é apresentado o objetivo da tese e algumas considerações gerais acerca do planeamento de evacuação de emergência, do problema estudado e ainda, alguns modelos e métodos utilizados para planeamento de evacuação em situações de emergência. No Capítulo 2 será apresentada uma introdução teórica sobre os temas: otimização multiobjetivo, meta-heurísticas, métricas de desempenho dos algoritmos e algoritmo *Ant Colony Optimization* (ACO). Nos Capítulos 3 e 4 apresentamos a formulação do método de otimização multiobjetivo proposto e a implementação do modelo aplicando a meta-heurística otimização por colónia de formigas. Nos Capítulos 5 e 6 são apresentados os resultados obtidos para um conjunto de redes, algumas conclusões e são sugeridos alguns trabalhos futuros.

Tabela 1.1: Classificação dos modelos de evacuação

	Modelo	Tipo	Tipo de atribuição de rotas	Técnica computacional	Referências
1	<i>DYNEV</i>	Meso	Estático	Simulação com algoritmo UE ( <i>User Equilibrium</i> ) embutido	[4]
2	<i>MASSIVAC4</i>	Macro	Dinâmico	Simulação com UE ( <i>User Equilibrium</i> ) embutido e algoritmo <i>Dial's</i>	[34]
3	<i>CEMPS</i>	Micro	Dinâmico	Simulação discreta de eventos acoplado com técnicas SIG analíticas	[48]
4	<i>M/G/c/c state dependent queiueing</i>	Micro	Estático	Técnica analítica	[36]
5	<i>MGCCSimul</i>	Micro	Dinâmico	Modelo de apoio ao tráfego de veículos e pessoas.	[18]
6	<i>EMBLEM2</i>	Micro	Dinâmico	Modelo de comportamento empírico	[38]
7	<i>A lane-based evacuation routing model</i>	Macro	Estático	Procedimento IO embutido para controlo nos cruzamentos	[16]



# Capítulo 2

## Preliminares

Encontrar soluções ótimas é uma tarefa de difícil resolução quando deparamos com um problema de otimização multiobjetivos. Na prática e sempre que não é possível ter o ótimo, procuramos obter “boas” soluções, que podem ser obtidos por métodos de otimização determinísticos ou não determinísticos. Os métodos heurísticos têm desempenhado um papel muito importante, respondendo de forma eficiente, na resolução de problemas de otimização. A importância dos métodos heurísticos advém do bom desempenho detetado de forma predominantemente experimental desses métodos, quando aplicados ao tratamento de problemas (normalmente NP-duros) para os quais não são conhecidos métodos eficientes que forneçam boas soluções (como os algoritmos probabilísticos e de aproximação). Para um estudo aprofundado sobre problemas complexos, algoritmos de aproximação e algoritmos probabilísticos, recomenda-se a referência [46]. As meta-heurísticas representam uma família de técnicas de otimização que ganhou popularidade nas últimas décadas e são das técnicas mais promissoras e com maior sucesso na resolução de problemas complexos. As meta-heurísticas ficaram conhecidas por resolverem problemas NP-duros num espaço de tempo aceitável para a resolução de problemas difíceis e complexos na área da ciência e da engenharia [59]. Na secção seguinte descreveremos os princípios básicos e alguns dos métodos utilizados para resolver problemas NP-duros.

### 2.1 Otimização

Em matemática, o termo otimização ou programação matemática, refere-se ao estudo de problemas em que se procura minimizar ou maximizar uma função através da escolha sistemática dos valores de variáveis reais ou inteiras dentro de um conjunto admissível. Otimizar significa determinar uma ou mais soluções admissíveis, as quais correspondem aos valores extremos de um ou mais objetivos [5].

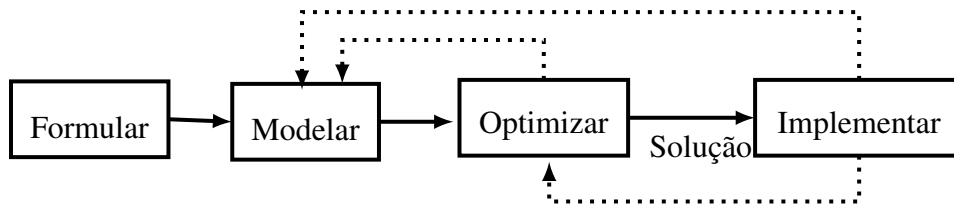
A otimização é um processo que pode ser dividido em fases. Seguidamente vamos abordar as fases de um processo de evacuação.

### 2.1.1 Fases de um processo de otimização

Um processo de otimização consiste em 4 fases: formulação, modelação, otimização do problema e implementação do problema (Figura 2.1).

Na formulação do problema, ou seja, a primeira fase, é identificado o problema e são definidos os fatores internos e externos, assim como os objetivos do mesmo. A fase seguinte, a modelação do problema, consiste na construção de um modelo matemático abstrato que pode ser inspirado em modelos semelhantes encontrados na literatura. A terceira fase consiste na otimização do problema. Uma vez modelado o problema, o processo de resolução encontra uma solução para o mesmo, sendo que, esta solução pode ser ótima ou subótima. Por fim, na quarta fase, ou seja, implementação da solução, a solução obtida no passo anterior é, na prática, testada caso seja “admissível”. Se esta mesma solução não é “admissível”, o modelo e/ou o algoritmo de otimização deve ser melhorado e todo o processo deve ser repetido.

Figura 2.1: O processo clássico na tomada de decisão: formular, modelar, resolver e implementar (adaptada de [59])



De seguida é apresentada uma definição mais formal do problema.

**Definição 1.** Uma instância  $I$  de um problema de otimização, consiste no par  $(S, f)$ , onde  $S$  representa o conjunto de soluções admissíveis e  $f : S \rightarrow \mathbb{R}$  é uma função objetivo (custo) a otimizar [46]

Para um problema de minimização, a sua resolução consiste em encontrar uma solução admissível  $s \in S$  tal que:

$$f(s) \leq f(y), \forall y \in S. \quad (2.1)$$

Cada solução  $s$  que verifique (2.1) é designada ótima global para a instância e é comumente referenciado por ótima.

Desta forma, um *Problema de Otimização* estende-se ao conjunto de instâncias  $I$  de um problema de otimização, sobre o qual podemos fazer as seguintes definições:

**Definição 2. [Solução admissível]** Um ponto  $x^* \in S \subset \mathbb{R}^n$  é uma solução admissível se não existir outra solução  $x \in S$  tal que  $f(x) \leq f(x^*)$  e  $f(x) \neq f(x^*)$ .

**Definição 3. [Ótimo Local]** *Relativamente a uma dada função de vizinhança  $N$ , uma solução  $s \in S$  é um ótimo local se este é melhor que todos os outros vizinhos; isto é,  $f(s) \leq f(s'), \forall s' \in N(s)$ .*

Para o mesmo problema de otimização, um ótimo local para uma vizinhança  $N_1$  pode não ser um ótimo local para uma vizinhança diferente  $N_2$ . Além disso, um problema pode ter várias soluções ótimas globais.

Como exemplos clássicos de problemas de otimização pode-se citar o problema do caixeiro viajante, ou o problema de cobertura mínima de conjuntos [28]. Todos surgem em aplicações práticas, tais como: o projeto de redes de telecomunicações, circuitos VLSI, escalonamento e roteamento de veículos, etc.

Vários modelos são usados, na prática, para formular e resolver problemas de otimização. Os modelos melhores sucedidos são baseados na programação matemática e programação com restrições, sendo a programação linear (PL) o modelo mais utilizado na programação matemática. Um problema de otimização pode ser de minimização ou de maximização. Maximizar uma função objetivo  $f$  é equivalente a minimizar  $-f$  [59]. Um modelo de otimização, inclui três conjuntos principais de elementos:

- **Variáveis de decisão e parâmetros:** variáveis de decisão são determinadas pela solução do modelo. Parâmetros são valores fixos no problema;
- **Restrições:** de modo a levar em conta as limitações físicas do sistema, o modelo deve incluir restrições e imposições factuais que limitam as variáveis de decisão, ou seja, os seus possíveis valores (ou valores admissíveis);
- **Função objetivo:** é uma função matemática que define a qualidade da solução em função das variáveis de decisão.

Além dos estudos determinísticos existentes nos algoritmos de otimização, também existem estudos não determinísticos feitos nesta área para determinar soluções ótimas globais [59].

Muitas vezes o homem depara-se com aspetos de avaliação múltiplas e de difícil classificação para determinar soluções alternativas.

Os modelos de otimização multiobjetivo abordam esses aspetos de avaliação por forma a serem traduzidos em funções multiobjetivo a otimizar.

### 2.1.2 Otimização multiobjetivo

Um problema de otimização multiobjetivo consiste na obtenção de um conjunto de variáveis (solução) que satisfaça algumas restrições e otimize uma função constituída por diversos

termos ou funções objetivos [59]. Neste tipo de problemas não é possível encontrar uma única solução, uma vez que uma solução admissível que otimiza um dos objetivos, não otimiza, em geral, os restantes objetivos.

### 2.1.2.1 Formulação de um problema de otimização multiobjetivo

Um problema de otimização multiobjetivo é composto por duas ou mais funções objetivo, que se pretendem maximizar ou minimizar e, normalmente, por várias restrições funcionais que as soluções (admissíveis) têm de satisfazer. Nestes problemas, a minimização de todos os objetivos é assumida, sem perda de generalidade.

De um modo geral, um problema de otimização multiobjetivo pode ser formulado da seguinte forma:

$$\overline{\min}_{x \in S} F(x)$$

em que,  $F : S \rightarrow \mathbb{R}^n$  é a função do conjunto admissível  $S$  e  $F$  é a função objetivo :

$$F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)),$$

onde ( $n \geq 2$ ) é o número de objetivos e  $x \in S$  é uma solução admissível.

### 2.1.2.2 Princípios de otimização multiobjetivo

Na resolução de problemas multiobjetivo, é necessário fazer uma caracterização, exaustiva ou não, da região não dominada. Desta forma, a noção de solução ótima usada em problemas de otimização mono-objetivo é substituída pela noção de “não dominada” (também designada por solução ótima de Pareto) [47].

Uma solução não dominada é considerada admissível tal que não é possível melhorar, simultaneamente, todas as funções objetivo, isto é, a melhoria numa função objetivo apenas pode ser alcançada por degradação de pelo menos um dos outros objetivos. Por outro lado, uma solução admissível diz-se dominada por outra, se ao passarmos da primeira para a segunda, existir melhoria de pelo menos um objetivo, não piorando os restantes [13].

No conjunto das soluções não dominadas, também denominado por frente ótima de Pareto ou apenas frente de Pareto, têm de ser satisfeitas as duas condições seguintes:

1. Quaisquer duas soluções deste conjunto têm de ser não dominadas entre si;
2. Qualquer solução que não pertença a este conjunto é dominada por, pelo menos, uma solução deste conjunto.

A primeira característica é inerente a qualquer tarefa de otimização. Porém, em otimização mono-objetivo pretende-se também determinar uma solução admissível que garanta o valor ótimo para o modelo matemático.

A segunda característica é específica da otimização multiobjetivo. Com apenas um conjunto de soluções dispersas é possível garantir a existência de um bom conjunto de soluções de compromisso entre os objetivos. Uma vez que, a otimização multiobjetivo atua no espaço das variáveis de decisão e no espaço dos objetivos, a diversidade das soluções é definida nestes dois espaços. Apesar de, na maioria dos problemas, a diversidade num dos espaços significar, normalmente, a diversidade no outro espaço, isto pode não acontecer. Em otimização multiobjetivo não se pretende determinar uma solução ótima (como em otimização mono-objetivo), mas sim, determinar um conjunto de soluções admissíveis (frente não dominada, frente ótima de Pareto ou simplesmente frente de Pareto). Vamos de seguida dar uma definição mais formal do que acabamos de referir.

### 2.1.3 Ótimo de Pareto

O conceito geralmente usado é ótimo de Pareto, essa definição vem do conceito original de dominância desenvolvido por W. Pareto em 1896 [47].

**Definição 4. [Dominância de Pareto]** *Um vetor objetivo  $u = (u_1, u_2, \dots, u_n)$  diz-se que domina  $v = (v_1, v_2, \dots, v_n)$  (denotado por  $u < v$ ), se e somente se, nenhum componente de  $v$  é menor que o componente correspondente de  $u$  e, pelo menos um componente de  $u$  é estritamente menor, isto é,  $\forall i \in \{1, \dots, n\} : u_i \leq v_i \wedge \exists i \in \{1, \dots, n\} : u_i < v_i$ .*

**Definição 5. [Conjunto ótimo de Pareto]** *Para um dado problema de otimização multiobjetivo, o conjunto ótimo de Pareto é definido como  $P^* = \{x \in S : \nexists x' \in S : F(x') < F(x)\}$ .*

**Definição 6. [Frente de Pareto]** *Para um dado problema de otimização multiobjetivo e o seu conjunto ótimo de Pareto  $P^*$ , a frente de Pareto é definido como  $FP^* = \{F(x) : x \in P^*\}$ .*

A frente de Pareto é a imagem do conjunto ótimo de Pareto no espaço objetivo.

Dadas duas soluções  $X$  e  $Y$ , podemos ainda fazer as seguintes definições:

- $X$  domina fracamente  $Y$ , e escrevemos  $X \leq Y$ , se

$$\forall_i : f_i(X) \leq f_i(Y);$$

- $X$  domina estritamente  $Y$ , e escrevemos  $X \ll Y$ , se

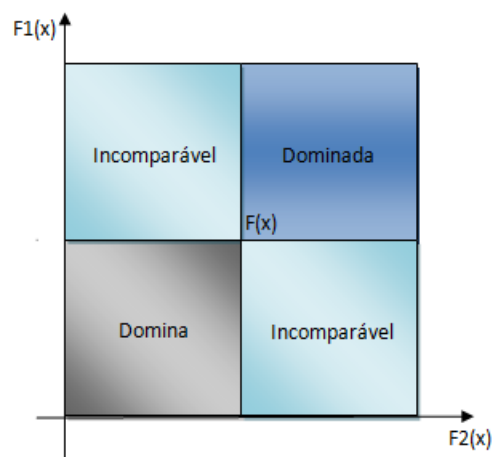
$$\forall_i : f_i(X) < f_i(Y) ;$$

- $X$  é incomparável com  $Y$ , e escrevemos  $X \sim Y$ , se

$$X \not\leq Y \text{ e } Y \not\leq X .$$

Estas definições dizem que a solução  $X$  domina fracamente a solução  $Y$  se  $X$  não é pior que  $Y$  em todos os objetivos;  $X$  domina  $Y$  se  $X$  não é pior que  $Y$  em todos os objetivos e é estritamente melhor em pelo menos um desses objetivos; e se  $X$  é estritamente melhor que  $Y$  em todos os objetivos então  $X$  domina estritamente  $Y$ .  $X$  e  $Y$  são soluções incomparáveis quando não se verifica nenhuma das definições acima referidas. A Figura 2.2 representa as regiões no espaço objetivo que dominam, são dominadas ou são incomparáveis em relação a solução  $X$  [9, 47].

Figura 2.2: Regiões dominada, domina e incomparável no espaço objetivo relativamente a uma solução.



### 2.1.4 Técnicas matemáticas em investigação operacional

A formulação do modelo depende diretamente do sistema a ser representado, podendo a função objetivo e as funções de restrições serem lineares ou não-lineares. Essas técnicas incluem, principalmente: programação linear, programação inteira, programação dinâmica, programação estocástica e programação não-linear. Programação linear é utilizada para analisar modelos onde as restrições e a função objetivo são lineares; programação inteira aplica-se a modelos que possuem variáveis inteiras; programação dinâmica é utilizada em modelos onde o problema completo pode ser decomposto em subproblemas menores; programação estocástica é aplicada a uma classe especial de modelos onde os parâmetros são descritos por funções de probabilidade; programação não-linear é utilizada em modelos contendo funções não-lineares.

Uma característica presente em quase todas as técnicas de programação matemática é que a solução ótima do problema não pode ser obtida num único passo, mas sim iterativamente. É escolhida uma solução inicial (que geralmente não é solução ótima) e um algoritmo é especificado para determinar, a partir desta, uma nova solução melhor que a anterior. Este passo é repetido até que a solução ótima seja alcançada, supondo-se que ela existe.

A procura de soluções eficientes em problemas de otimização multiobjetivo não é trivial, em particular, para os problemas que envolvem funções não lineares e, mais ainda, funções descontínuas. Alguns problemas levam a necessidade de utilizar métodos não exatos (heurísticas) uma vez que sua formulação e/ou resolução exata levariam a uma complexidade intratável. Análises detalhadas dos métodos em causa podem ser consultadas em [43].

## 2.2 Métodos Heurísticos

A designação de «heurística» vem da palavra grega «heuristike» a qual significa invenção ou inovação [62].

Métodos heurísticos integram uma nova gama de soluções para resolver problemas de otimização. Tais métodos possuem origens distintas, geralmente utilizadas especificamente para um determinado problema de combinatória. Quando o método é aplicado especificamente a um problema, através de um algoritmo, estamos perante um método heurístico ou uma heurística.

Como já foi referido, um algoritmo é considerado um método heurístico quando é utilizado para a obtenção de soluções aproximadas em problemas de otimização combinatória. O algoritmo objetiva resolver problemas complexos utilizando uma quantidade não muito grande de recursos especificamente no que diz respeito ao consumo do tempo para encontrar soluções de “boa” qualidade.

Os estudos realizados ao longo de décadas sobre o desempenho de métodos heurísticos e, em particular, sobre as características que conduzem ao êxito de tais métodos levaram à elaboração de estratégias genéricas (esqueletos de algoritmos) para a construção de heurísticas. Essas estratégias são chamadas meta-heurísticas.

Apesar de não haver um consenso sobre a definição exata de meta-heurística, o conceito bem conseguido pode ser encontrado em [59].

*“Uma meta-heurística é um conjunto de conceitos que pode ser utilizado para definir métodos heurísticos aplicáveis a um extenso conjunto de diferentes problemas. Em outras palavras, uma meta-heurística pode ser vista como uma estrutura algorítmica geral que pode ser aplicada a diferentes problemas de otimização com poucas modificações que possam adaptá-la a um problema específico”.*

Como exemplos de meta-heurísticas podemos citar: ACO (*Ant Colony Optimization*), GA (*Genetic Algorithm*), SA (*Simulated Annealing*) e TS (*Tabu Search*). A heurística é a

instanciação de uma meta-heurística, ou seja, a aplicação da mesma na resolução de um problema específico de otimização. Por exemplo, em [25], desenvolveu-se a heurística *AntSystem* e mais tarde designada por ACO e que foi aplicada para resolver o problema do caixeiro viajante. Na realidade, a heurística *AntSystem* foi primeiramente aplicada ao TSP, para depois ganhar dimensões de meta-heurística, quando Dorigo a flexibilizou para tal [24].

As heurísticas, embora tenham os problemas mencionados acima, costumam, na prática, convergir em tempo extremamente rápido quando comparadas aos métodos aproximados.

Na secção seguinte serão apresentadas algumas métricas de desempenho dos algoritmos para problemas MO. Maiores detalhes podem ser encontradas na literatura [69].

## 2.3 Métricas de desempenho dos algoritmos

Tal como acontece com a otimização mono-objetivo, a avaliação do desempenho envolve, principalmente a qualidade das soluções encontradas e os recursos computacionais para gerar estas soluções. Esses indicadores, servem para fazer uma análise estatística dos resultados obtidos pelas meta-heurísticas, estocásticas ou determinísticas.

Conforme referido anteriormente, a maior dificuldade no desenvolvimento de otimização multiobjetivo é o facto de a saída do processo de otimização não ter um único objetivo mas sim, dois ou mais objetivos, representando uma aproximação à frente de Pareto. Para a evolução do desempenho das meta-heurísticas multiobjetivo, é necessário comparar o conjunto de soluções, formando conjuntos **não-dominados**.

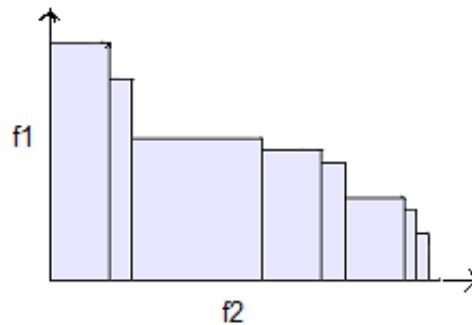
Várias métricas de desempenho para conjuntos não-dominados capazes de quantificar e qualificar a frente de Pareto obtida têm sido sugeridas, sendo que, cada métrica analisa um aspeto diferente. Entre elas as mais utilizadas são o *hypervolume* e o *set coverage*.

### 2.3.1 *Hypervolume*

Proposto por *Zitzler* [69], esta métrica é definida pela área do espaço admissível do objetivo, ocupado pela frente de Pareto. Num problema de otimização com dois objetivos, considerando que cada ponto,  $(f_1(x^*), f_2(x^*))$ , pertencente à frente de Pareto delimita um retângulo no espaço dos objetivos, a métrica *hypervolume* corresponde a área formada pela união de todos os retângulos, como mostrado na Figura 2.3 [69].



Figura 2.3: Ilustração com união de retângulos usados para o cálculo da métrica hypervolume num problema com dois objetivos.



### 2.3.2 Set Coverage

Métrica proposta por Zitzler [69] que mapeia o par ordenado do conjunto de aproximação  $(A, B)$  para o intervalo  $[0, 1]$  utilizando a seguinte equação:

$$C(A, B) = \frac{|\{b \in B; \exists a \in A : b \leq a\}|}{|B|}. \quad (2.2)$$

$C(A, B) = 1$  significa que todas as soluções em  $B$  são fracamente dominadas por soluções de  $A$ . Por outro lado, se o valor de  $C(A, B) = 0$ , representa a situação onde nenhuma solução em  $B$  é fracamente dominada por  $A$ . Vale a pena referir que é necessário calcular  $C(A, B)$  e  $C(B, A)$ , uma vez que  $C(A, B)$  não é necessariamente igual a  $1 - C(B, A)$ .

Neste trabalho utilizou-se a métrica de desempenho *set coverage* para comparar a qualidade dos conjuntos das soluções não-dominadas encontradas pelo algoritmo implementado. Foi implementado um pseudo-algoritmo da frente ótimo de Pareto, combinando todas as soluções encontradas pelo algoritmo e removendo as dominadas, isto, com o objetivo de estudar o desempenho do algoritmo para gerar a frente de Pareto adequada para as diferentes configurações de redes testadas.

Nas duas secções seguintes serão apresentados alguns conceitos básicos sobre: grafos e redes, algoritmos de caminho mínimo e de alocação de fluxo em redes. Estes conceitos são relevantes no contexto do caso de estudo.

## 2.4 Grafos

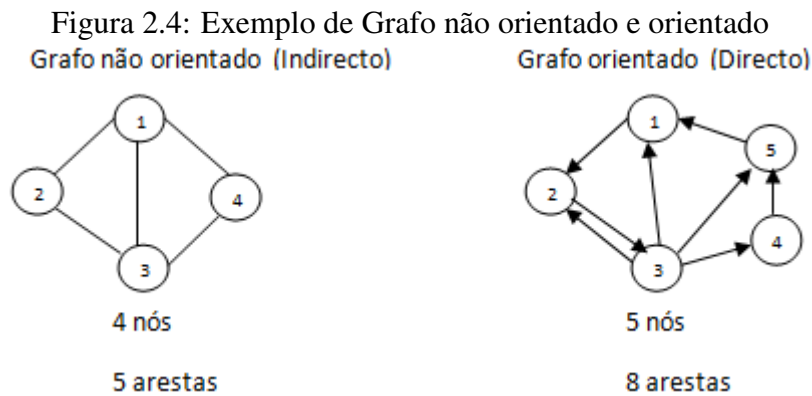
Muitas redes físicas, tais como redes de telecomunicações, distribuição de água, redes de transportes e outras, podem ser modeladas por grafos, que podem ser representados por figuras geométricas, formadas por pontos ou nós e linhas ou arestas que ligam alguns desses pontos.

Formalmente, um grafo  $G = (N, A)$  é uma estrutura composta por um conjunto  $N = \{i_1, i_2, \dots, i_m\}$  de elementos chamados vértices e um conjunto  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$  chamados arcos. O elemento  $a_k = (i_1, i_2)$  é um arco que possui como extremidade os vértices  $i_1$  e  $i_2$ , que pertencem ao conjunto  $N$ .

### 2.4.1 Representação Geométrica

Cada arco une dois vértices,  $i$  e  $j$ , representa-se por  $\{i, j\}$  ou  $(j, i)$ , consoante o grafo seja não orientado ou orientado (direto) respetivamente. No arco  $(i, j)$ ,  $i$  diz-se o **Vértice de Origem** e  $j$  **Vértice de Destino**. Dois vértices dizem-se *adjacentes* se existe um arco do grafo que os une. Assim se  $G$  é um grafo orientado, então  $i$  e  $j$  são adjacentes,  $\{i, j\} \in A$  ou  $(j, i) \in A$ .

Se  $G$  é não orientado então  $i$  e  $j$  são adjacentes,  $(i, j) \in A$ .



Um arco ou vértice é incidente a outro vértice quando este é destino ou origem do arco. Nos grafos orientados, diz-se que um arco é incidente interiormente a um vértice, quando este é destino deste arco, ou incidente exteriormente quando o mesmo é origem do arco.

Podemos ainda definir o **grau** de um vértice como sendo o número de arcos incidentes a esse vértice. No caso de grafo orientado, existe a noção de semi-grau interno que corresponde ao número de arcos incidentes interiormente ao vértice e semi-grau externo que corresponde ao número de arcos incidentes exteriormente ao vértice (saindo dele). Assim, por exemplo, no grafo não orientado (representado na Figura 2.4) tem-se:  $deg(1) = 3$ ,  $deg(2) = 2$ ,  $deg(3) = 3$ ,  $deg(4) = 2$ .

Num grafo orientado consideram-se duas quantidades associadas a cada vértice  $i$ :

Grau de Entrada =  $indeg(i)$  = nº de vértices  $j$  tais que  $(j, i) \in A$

Grau de Saída =  $outdeg(i)$  = nº de vértices  $j$  tais que  $(i, j) \in A$

Então para cada vértice  $i$  de um grafo orientado, tem-se

$$deg(i) = indeg(i) + outdeg(i).$$

No exemplo anterior teríamos

$$\text{indeg}(3) = 1, \text{outdeg}(3) = 4 \text{ e } \text{deg}(3) = 5.$$

Um **caminho** do vértice  $i_1$  ao vértice  $i_k$  é uma sequência de vértices  $i_1, \dots, i_k$  tal que  $(i_m, i_{m+1})$  pertence a  $A$ ,  $1 \leq m \leq k - 1$ ; diz-se que  $i_1$  atinge  $i_k$ .

Um caminho de  $k$  vértices é formado por  $k - 1$  arestas, ou seja,  $(i_1, i_2), (i_2, i_3) \dots (i_{k-1}, i_k)$ .

Um caminho diz-se **simples** ou **elementar** quando todos os vértices do caminho forem distintos.

Dizemos que um **trajeto** é um caminho onde todos os arcos são distintos.

Um **ciclo** é um caminho  $i_1, i_2, \dots, i_k, i_{k+1}$ , onde  $v_1 = v_{k+1}$  e  $k \geq 3$ . Se o caminho for simples, o ciclo também é dito simples ou elementar.

## 2.5 Redes

Uma rede é um grafo não-direcionado no qual um número real é associado aos vértices e às arestas. Este número é frequentemente referido como o peso do vértice ou da aresta e é dada de acordo com a necessidade, ou não, da indicação do fluxo entre os vértices. Na prática este número pode representar [54]:

- custos, distâncias, capacidades;
- confiabilidade de transmissão;
- tempo (trânsito, permanência, etc);
- capacidade de carga;
- outros.

Uma rede é representada por:

$$G = (V, A, w)$$

onde  $V$  é o conjunto de nós,  $A$  é o conjunto de arestas e  $w$  é o peso associado aos nós e/ou arestas.

Em várias aplicações envolvendo redes, é preciso introduzir uma variável que mede a quantidade de fluxo em cada aresta. Esta variável é referida como *fluxo* numa aresta. Matematicamente, o *fluxo* de uma aresta  $(i, j)$  é um escalar, que pode ser chamado por  $f_{ij}$ . Nas aplicações, um fluxo negativo numa aresta indica que tudo que é representado pelo fluxo (material, corrente elétrica, etc), move em direção contrária a direção da aresta. Podemos mudar o sinal numa aresta com fluxo negativo para positivo no entanto mudamos a direção da aresta.

De seguida serão apresentados alguns algoritmos aplicados as redes.

### 2.5.1 Algoritmos de caminho mínimo

Os algoritmos de caminho mínimo determinam a rota de menor tempo, distância ou custo entre um par ou vários pares de origem e de destino de uma rede.

Existem diferentes algoritmos para determinar o caminho mínimo, por exemplo, o algoritmo de *Dijkstra* e *Ford/Moore/Bellman* e algumas variações dos mesmos que surgiram posteriormente [22].

### 2.5.2 Caminho mínimo entre dois vértices

Existem dois algoritmos básicos, um desenvolvido por *Dijkstra* e outro desenvolvido por *Ford, Moore e Bellman*, ambos utilizados para a determinação do caminho mínimo entre dois vértices de uma rede e podendo fornecer os caminhos mínimos a partir de um vértice para todos os outros, árvore dos caminhos mais curtos [6, 22, 42].

Esses algoritmos são constituídos basicamente por um estado inicial (passo zero), um passo iterativo e um critério de paragem. O estado inicial corresponde à atribuição do valor da distância inicial do nó definido como origem, para todos os outros. A distância da origem a si próprio é zero e para os demais nós define-se como infinita (ou um valor suficientemente grande). O segundo passo corresponde a uma fórmula de recorrência utilizada para ir melhorando (diminuindo) o comprimento do caminho entre a origem e os demais nós a cada iteração. E o terceiro passo corresponde ao critério de paragem.

Existe uma diferença entre estes algoritmos que consiste no seguinte: enquanto que, o algoritmo de *Dijkstra* só pode ser utilizado em redes com arestas, com valores positivos, o de *Ford* e outros pode ser aplicado em redes com arestas de valores negativos, desde que não existam ciclos negativos (a soma dos valores das arestas de algum ciclo é negativa).

### 2.5.3 Algoritmos de custo mínimo

Na secção anterior, viu-se o problema de como verificar a quantidade máxima de fluxo que pode ser enviada de uma origem  $s$  para um destino  $d$ , não havendo custo envolvido. Os algoritmos de custo mínimo tratam do problema de enviar uma quantidade qualquer de fluxo  $f$  de  $S$  para  $D$ , numa rede de  $n$  nós, na qual todos os arcos  $(i, j)$  têm uma capacidade ou limite superior  $u(i, j)$  e um custo  $c(i, j)$  associado a eles. Este custo pode compreender, por exemplo, tempo ou distância.

Se o fluxo  $f$  a alocar for menor ou igual ao fluxo máximo,  $F$ , para uma determinada rede, então podem existir diferentes formas de distribuir este fluxo na rede. O objetivo de um algoritmo de custo mínimo é, então, encontrar os caminhos de fluxo que minimizam o custo total [22].

### 2.5.4 Algumas considerações sobre os algoritmos

Note-se que, os princípios básicos dos processos de pesquisa de caminho mínimo e de alocação de fluxo desenvolvidos na década de 1950 ainda constituem a base de desenvolvimento e aperfeiçoamento de outros algoritmos. Deste modo, considera-se que os mesmos sejam a base para o desenvolvimento de qualquer outro algoritmo que envolva procura de caminho mínimo e alocação de fluxo, como é o caso do método de alocação de fluxo proposto no desenvolvimento deste trabalho.

Os algoritmos de otimização por colónias de formigas são aplicados a uma determinada rede que pode representar uma estrutura de um problema a ser resolvido. Na secção seguinte é apresentado o algoritmo de otimização baseado nas colónias de formigas.

## 2.6 Algoritmos de otimização por colónias de formigas - ACO

### 2.6.1 Otimização por colónias de formigas

No início dos anos 90, M. Dorigo [24] e colaboradores estudaram um novo método para resolver problemas de otimização combinatória (OC), a otimização por colónias de formigas (*Ant Colony Optimization* - ACO). A fonte de inspiração do ACO é o comportamento natural das formigas.

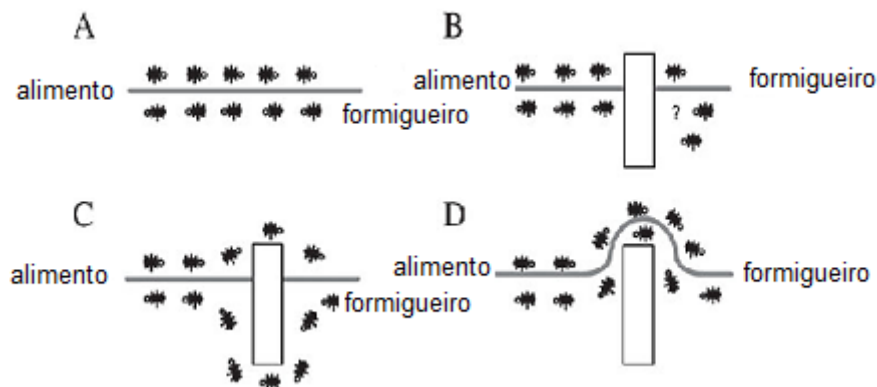
As formigas são insetos sociais que vivem em colónias e que, por colaborarem entre si, são capazes de mostrar comportamentos complexos e de realizar tarefas difíceis. Um aspeto muito interessante do comportamento de várias espécies de formigas é a sua capacidade para encontrar caminhos mais curtos entre o formigueiro e as fontes de alimento. Este facto é especialmente perceptível tendo em conta que, em muitas espécies de formigas, as formigas são quase cegas, o que impede a exploração de pistas visuais. Enquanto caminham entre o seu ninho e as fontes de alimento, algumas espécies de formigas depositam uma substância química chamada feromona. Se não existirem rastros de feromona disponíveis, as formigas movem-se essencialmente ao acaso mas, na presença de feromona têm tendência para seguir o rasto. Na prática, as escolhas entre caminhos diferentes ocorrem quando vários caminhos se cruzam. Assim, as formigas escolhem o caminho a seguir a partir de uma decisão probabilística, influenciadas pela quantidade de feromona: quanto mais forte o rasto de feromona, maior a conveniência do rasto.

A comunicação indireta entre as formigas através do rasto de feromona é que lhes permite encontrar os caminhos mais curtos entre o formigueiro e as fontes de alimento e é em geral designada por estigmergia [26].

O último procedimento é complementado no ambiente natural pelo facto de a feromona

evaporar após algum tempo. Desta forma, os caminhos menos promissores são também progressivamente abandonados pelas formigas. Como mostra a Figura 2.5, perante um obstáculo, há uma igual probabilidade para cada formiga escolher o caminho da esquerda ou da direita. Quanto mais formigas escolherem o caminho da esquerda, maior será o rasto de feromona. Portanto, há uma convergência das formigas para o caminho mais curto.

Figura 2.5: **A.** Formigas num rasto de feromona entre o formigueiro e o alimento; **B.** Um obstáculo interrompe o rasto; **C.** Formigas procuram dois caminhos contornando o obstáculo; **D.** um novo rasto de feromona acaba por ser formada ao longo do caminho mais curto.



### 2.6.2 A meta-heurística ACO

Como já foi referido, o algoritmo *Ant System* (AS) foi o primeiro algoritmo baseado no comportamento de formigas a ser desenvolvido por Dorigo *et al.* (1991) [25]. Inicialmente diferentes variantes foram propostas: *AS-density*, *AS-quantity* e *AS-cycle*, diferenciando-se pela forma que os rastos de feromonas eram atualizados [24]. A última variante mostrou-se mais eficiente e a maior parte dos algoritmos de otimização por colónia de formigas atuais derivam dela.

O algoritmo de otimização por colónia de formigas pode ser resumido pelo procedimento geral, na sua forma mais simples, descrito no Algoritmo 2.1. O algoritmo é essencialmente composto de dois passos: construção da solução e atualização da feromona.

A seguir é apresentado um exemplo do ACO aplicado ao problema do caixeiro viajante (*traveling salesman problem - TSP*).

### 2.6.3 ACO para o problema TSP: a primeira implementação

De acordo com Dorigo *et al.* [26], um problema de OC,  $P = (S, f)$ , é um problema de otimização em que, dado um conjunto finito de soluções  $S$  (também chamado de espaço de procura) e uma função objetivo,  $f: S \mapsto R^+$ , que atribui um valor de custo positivo para

cada uma das soluções encontradas. A componente central de um algoritmo ACO é um modelo probabilístico parametrizado, chamado de modelo de feromona. O modelo de feromona consiste num vetor de parâmetros  $\tau$  chamado de rasto de feromona. O modelo de feromonas é utilizado para gerar probabilisticamente soluções para o problema em questão. Durante a execução, algoritmos ACO atualizam os valores das feromonas utilizando as soluções anteriormente geradas. A atualização dos valores da feromona tem como objetivo concentrar a procura em regiões do espaço de pesquisa, contendo soluções com melhores qualidades [59].

Vejamos então como adaptar a meta-heurística ao problema do TSP. Precisa-se da definição do rasto de feromona e do procedimento da construção da solução (Algoritmo 2.2).

**Rastos de feromona:** A feromona  $\tau_{ij}$  será associada a cada aresta  $(i, j)$  do grafo  $G$ . A informação da feromona pode ser representada por uma matriz  $\tau$  de  $n \times n$ , onde cada elemento  $\tau_{ij}$  da matriz expressa a conveniência da existência da aresta  $(i, j)$  no trajeto. A matriz de feromona é geralmente inicializada com os mesmos valores em todas as entradas. Durante a busca, a feromona será atualizada para estimar a utilidade de qualquer aresta do grafo.

**Construção da solução:** Cada formiga construirá um trajeto de uma forma probabilística. Dado um nó  $i$  inicialmente escolhida de forma arbitrária, uma formiga selecionará o próximo nó  $j$  com a probabilidade, considerando os rastos de feromonas:

$$p_{ij} = \frac{\tau_{ij}}{\sum_{k \in S} \tau_{ik}}, \forall j \in S \quad (2.3)$$

onde o conjunto  $S$  representa os nós ainda não visitados do grafo  $G$ . As formigas podem usar um nó inicial  $i$  selecionado aleatoriamente na fase de construção. Para melhorar a performance do método uma informação heurística é considerada,  $\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}}$ , onde  $d_{ij}$  representa a distância entre os nós  $i$  e  $j$ . Quanto maior o valor heurístico  $\eta_{ij}$ , mais curta é a distância entre os nós  $i$  e  $j$ . Calculando as probabilidades da decisão de transição,  $p_{ij}$  depende do seguinte

$$p_{ij} = \frac{\tau_{ij}^\alpha \cdot \eta_{ij}^\beta}{\sum_{k \in S} \tau_{ik}^\alpha \cdot \eta_{ik}^\beta}, \forall j \in S \quad (2.4)$$

onde  $\alpha$  e  $\beta$  representam a relativa importância da feromona e do valor da informação heurística local. Se  $\alpha = 0$ , o algoritmo ACO será similar ao algoritmo guloso em que os nós mais próximos representam um maior potencial na escolha do caminho mais curto. Se  $\beta = 0$ , somente o rasto de feromona guiará a procura.

O procedimento da atualização da feromona tem que ser especificado. Por exemplo, cada formiga irá incrementar a feromona associada com as arestas selecionadas de uma forma que seja proporcional à qualidade da rota obtida,  $\pi$ :

$$\tau_{ij} = \tau_{ij} + \Delta\tau_{ij}, \forall i \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (2.5)$$

---

**Algoritmo 2.1** Procedimento geral do ACO

---

1. **Entrada:** instância do problema e os parâmetros.
  2. **Saída:** a melhor solução encontrada.
  3. Inicialize os rastros de feromona,  $(\tau_{ij})$ .
- while**  $I \leq I_{max}$  **do**  
  **for**  $m = 1 \rightarrow M$  **do**  
    Constroi a solução utilizando o rasto de feromona.  
    Actualiza o rasto de feromona (evaporação + reforço).  
  **end for**  
**end while**
- 

---

**Algoritmo 2.2** *Ant colony optimization* para o problema TSP (ACO - TSP)

---

1. **Entrada:** instância do problema e os parâmetros.
  2. **Saída:** a melhor solução encontrada.
  3. Inicialize os rastros de feromona,  $(\tau_{ij})$ .
- while**  $I \leq I_{max}$  **do**  
  **for**  $m = 1 \rightarrow M$  **do**  
     $S = \{1, 2, \dots, n\}$   
    De forma aleatória seleccione uma cidade inicial,  $i, S \leftarrow S \setminus \{i\}$ .  
    **while**  $|S| \geq 0$  **do**  
      Seleccione uma nova cidade com probabilidade dada pela equação (2.4)  
       $S = S - \{j\}; i = j$   
    **end while**  
    Actualiza o rasto de feromona (evaporação + reforço).  
  **end for**  
**end while**
-



onde:

$$\Delta\tau_{ij} = \frac{1}{f(\pi)}, \quad (2.6)$$

Deste modo, “boas soluções” irão surgir como resultado da cooperação entre as formigas através dos rastos de feromona.

O clássico procedimento de evaporação é aplicado para os rastos de feromona. Para cada aresta, a feromona irá evaporar de acordo com a seguinte expressão:

$$\tau_{ij} = (1 - \rho)\tau_{ij}, \forall i, j \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (2.7)$$

onde  $\rho$  é a taxa de evaporação da feromona, utilizada para evitar a rápida convergência das formigas numa região de espaço de busca. A equação do cálculo da quantidade de feromona ( $\Delta\tau_{ij}$ ) representa a heurística adotada para o problema do caixeiro viajante (o inverso do comprimento total do caminho  $S$ ), porém pode ser modificada para corresponder aos requisitos do problema estudado.

O valor de  $\tau$  é modificado em cada iteração do processo de procura para aumentar os valores dos movimentos que resultam numa boa solução (correspondente ao depósito de feromona no caminho) e diminuir todos os demais valores (correspondente à evaporação da feromona).

#### 2.6.4 Variantes do algoritmo ACO

O algoritmo ACO original para solução de problemas combinatórios, é conhecido como *Ant System* [25]. Depois de inicialmente ser aplicado ao problema do caixeiro viajante, o ACO foi aplicado a muitos outros problemas de OC. São aplicados a problemas de escalonamento [24], redes de telecomunicações, engenharia de tráfego [59].

A seguir, são apresentadas algumas das variações mais conhecidas dos algoritmos ACO, compartilhando os mesmos princípios.

O algoritmo *ANT-Q* [30] é uma extensão do AS que integra algumas ideias de *Q-learning* [63]. No *ANT-Q* a atualização do rasto de feromona é feita utilizando um valor que é uma previsão do valor do próximo estado. Essa abordagem acabou por ser abandonada posteriormente, pois o algoritmo ACS, apesar de mais simples, conseguia um desempenho equivalente. O *Ant Colony System* (ACS) introduziu a atualização do rasto de feromona local (atualização *online*), além da atualização do rasto de feromona no fim do processo de construção do caminho (atualização *offline*) [31]. A atualização *online* é realizada em cada passo de construção para a última aresta percorrida.

No *AS Elitista* apenas a melhor solução gerada até o momento tem o rasto de feromona atualizado [27]. O algoritmo *MAX-MIN AS (MMAS)* [26] considera que, apenas a melhor formiga a cada passo atualiza os rastos de feromona e que a quantidade de feromona é limi-

tada por um valor mínimo e um valor máximo.

O *Rank-Based AS* [8] atualiza os rastros de feromona, de acordo com uma função de classificação ponderada do desempenho de cada formiga na procura da solução. Formigas com o melhor desempenho têm a maior taxa de atualização do rastro de feromona.

O número de aplicações do ACO tem crescido fortemente, o que torna difícil citar exemplos em particular. Problemas industriais também têm recebido a contribuição dessa técnica, destacando-se o ajuste de parâmetros de controladores [61], processamento de imagens [45], redes de telecomunicações [19], planeamento de rotas de evacuação de emergência [70], entre vários outros. Áreas como bioinformática [11] e composição de músicas [33] também tem sido exploradas com técnicas de ACO. Uma das tendências atuais das investigações sobre esse tema é a hibridização dos algoritmos ACO com métodos mais clássicos de inteligência artificial ou investigação operacional. Uma boa revisão dessa meta-heurística é apresentada em [23].

### 2.6.5 *Ant Colony Optimization* para problemas multi-critérios

Em [35], introduziram algumas técnicas genéricas para resolver problemas multi-critérios, através dos algoritmos ACO. Essas técnicas foram testadas num problema bicritério de roteamento de veículos. Um dos algoritmos propostos em [35] foi denominado *BicriterionAnt*.

Em [10], foi apresentado um algoritmo multiobjetivo para otimização de redes, utilizando ACO. Uma formiga como sendo uma certa quantidade de fluxo que passa do nó origem  $e$  para o nó de destino  $d$ , num certo instante. Então, o caminho para este fluxo é construído pela formiga tendo em conta um múltiplo rastro de feromona e uma heurística para melhorar a decisão de escolher uma rota adequada. Esses rastros de feromona, no mesmo número tal como o número de custos ( $m$ ), representam os pesos de uma aresta relativamente à orientação da formiga ao nó de destino  $d$ . Assim, para cada nó  $d$ , existe  $m$  rastros de feromona que catalisam a construção do caminho em direção ao nó de destino, ou seja, os rastros de feromona depositados nas arestas, simbolizam o peso da aresta para alcançar o nó  $d$ .

Sabendo, pois, os instantes para atravessar uma aresta, o problema resume-se a escolher a próxima aresta sempre que a formiga chegue a um nó que não seja  $d$  (a formiga para quando atinge  $d$ ). Matematicamente, a probabilidade de ir do nó  $i$  até o nó  $j$  é dada pela fórmula:

$$P_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{l_{jd}^{-\beta} \prod_{k=1}^m (\tau_{ij}^{(k,d)})^{\alpha_k}}{\sum_{(w:(i,w) \in A)} [l_{wd}^{-\beta} \prod_{k=1}^m (\tau_{iw}^{(k,d)})^{\alpha_k}]} & \text{se } (i, j) \in A, \end{cases} \quad (2.8)$$

onde  $\tau_{ij}^{(k,d)}$  é a quantidade de  $k$ -feromona para o nó  $d$  na aresta  $(i, j)$  (analogamente para  $\tau_{i,w}^{(k,d)}$ ),  $l_{jd}$  é a distância Euclidiana entre os nós  $j$  e  $d$  (analogamente para  $l_{w,d}$ ) e,  $\beta$  e  $\alpha_k \in \mathbb{R}_0^+$  : ( $k = 0, 1, \dots, m$ ) são os parâmetros que controlam a informação heurística e a relativa importância dos  $k$ -feromona ( $k = 1, 2, \dots, m$ ), ou seja, o relativo peso dos  $k$  custos no valor final.

**$k$ -feromona:** Relativamente aos rastros de feromona, quando o processo inicia, todos

## 2.7. COMENTÁRIOS FINAIS

---

têm o mesmo valor. A construção de um rasto de feromona é alcançada considerando um conjunto de iterações. Em cada ciclo, um número pré-determinado de iterações é usado e uma formiga, depois de chegar ao nó de destino, contribui para a variação dos rastos de feromona. Depois de cada ciclo as  $k$ -feromonas para o nó  $d$  são atualizados usando a fórmula:

$$\tau_{ij}^{(k,d)} = \rho_k \tau_{ij}^{(k,d)} + \Delta \tau_{ij}^{(k,d)}, k \in \{1, 2, \dots, m\}, d \in N \quad (2.9)$$

onde  $\tau_{ij}^{(k,d)}$  é a quantidade de  $k$ -feromona para o nó de destino  $d$  na aresta  $(i, j)$ ,  $0 \leq \rho_k \leq 1$ , ( $k = 0, 1, \dots, m$ ) é a persistência do rasto ( $1 - \rho$  é a evaporação do rasto) e  $\Delta \tau_{ij}^{(k,d)}$  é a quantidade de  $k$ -feromona depositada pelas formigas que passaram pela aresta  $(i, j)$  com destino  $d$ , nesta iteração. Essa quantidade é geralmente o inverso do  $k$  custo da rota determinada pela formiga. Isto é, se  $M$  é o conjunto de todas as formigas que foram para  $d$  através de  $(i, j)$  e  $\pi_{s,d}^{(a)}$  representa o caminho de  $a \in M$ , então:

$$\Delta \tau_{ij}^{(k,d)} = \sum_{a \in M} \frac{Q}{Z_k^{\pi_{s,d}^{(a)}}} \quad (2.10)$$

onde  $Z_k^{\pi_{s,d}^{(a)}}$  é o  $k$  componente do vetor de custos definido na equação (3.1) e  $Q$  é uma constante relacionada com a quantidade de feromona depositada pelas formigas.

## 2.7 Comentários finais

Neste capítulo foi apresentado a meta-heurística *Ant Colony Optimization* (ACO) como técnica de otimização. As características do ACO permitem seu emprego em problemas de otimização multi-objetivo. Foram detalhadas alguns princípios que são aplicados no ACO, tais: grafos, redes, algoritmos de custo mínimo/máximo. Foram mostrados algumas métricas para avaliar o desempenho dos algoritmos, também aplicados no ACO. Todos estes conceitos serão usados para formular e aplicar *MOACO* ao problema de planejamento de evacuação de uma zona urbana em risco, o qual será apresentado no próximo capítulo.



## Capítulo 3

# Formulação do modelo de otimização multiobjetivo proposto

Neste capítulo é apresentado um modelo proposto para resolução do problema de planeamento de evacuação. O modelo baseia-se na fase IV-VI descrito na secção 1.4.2. Num processo de evacuação, os evacuados tentam usar as rotas mais curtas. Parte do tráfego de pessoas vai convergir somente em algumas rotas, causando congestionamento e potenciais bloqueios ao longo dessas rotas. Das várias decisões que podem ser tomadas neste processo, o modelo proposto minimiza simultaneamente o tempo total de evacuação, a ocupação máxima dos nós de refúgio e a distância total percorrida para todos os evacuados, satisfazendo determinadas restrições (tempo de cruzamento de uma aresta, fluxo máximo de pessoas que pode atravessar uma aresta em cada instante, congestionamentos devido a existência de cruzamentos).

O método proposto refere-se a um modelo computacional aplicando um algoritmo ACO multiobjetivo para resolução do problema.

### 3.1 Caracterização da rede

Definimos uma rede como sendo um grafo direcionado  $G(N, A, W)$ , onde  $N = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$  é o conjunto dos nós e  $A \subseteq N \times N$  é o conjunto das arestas e  $W : A \rightarrow (\mathbb{R}^+)^n$  é uma função que a cada aresta  $(u_i, u_j) \in A$  faz corresponder,

$$W(u_i, u_j) = (w_{u_i, u_j}^{(1)}, w_{u_i, u_j}^{(2)}, \dots, w_{u_i, u_j}^{(n)}), \quad (3.1)$$

ou seja, um vetor de custos.

Uma vez que estamos a considerar um problema de evacuação de emergência, consideremos também o conjunto  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_k\} \subset N$  como sendo o conjunto de nós origem (nós de risco) e  $R = \{r_1, r_2, \dots, r_{n-k}\} \subset N$  o conjunto dos nós de destino (nós de refúgio).

### 3. FORMULAÇÃO DO MODELO DE OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO PROPOSTO

Além disso,  $l_{ij}$  denota o comprimento da aresta entre os nós  $u_i$  e  $u_j$ , onde  $(u_i, u_j) \in A$ ,  $v_{ij}^0$  a velocidade máxima de evacuação na aresta  $(u_i, u_j)$ ,  $v_{ij}(t)$  a velocidade de viagem na aresta  $(u_i, u_j)$  no instante  $t$  numa situação de emergência. O tempo necessário para atravessar a aresta  $(u_i, u_j)$  no instante  $t$  deve ser considerado, ou seja,

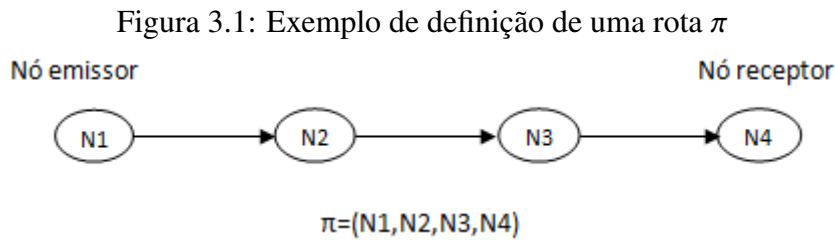
$$\text{time - to - cross - edge}_{ij}(t) = \frac{l_{ij}}{v_{ij}(t)}. \quad (3.2)$$

Uma solução,  $S$ , do problema é um conjunto de rotas que ligam cada nó origem a pelo menos um nó destino, ou seja,  $S$  pode ser definido como  $S = \{\pi_{s,d} : s \in E\}$ , onde  $\pi_{s,d} = (u_0 = s, u_1, u_2, \dots, u_p = d)$  é uma rota  $((u_i, u_{i+1}) \in A)$  do nó origem  $s \in E$  para o nó destino  $d \in R$ . No nosso caso, consideramos que  $u_2, u_3, \dots, u_{p-1} \notin R$  e que cada nó origem só envia refugiados para um nó destino. Definimos um vetor de custo final como sendo a soma dos vetores de custos associados às suas arestas, ou seja:

$$W_{sd}^\pi = \left( \sum_{i=0}^{k-1} w_{u_i u_{i+1}}^{(1)}, \sum_{i=0}^{k-1} w_{u_i u_{i+1}}^{(2)}, \dots, \sum_{i=0}^{k-1} w_{u_i u_{i+1}}^{(m)} \right) \quad (3.3)$$

onde  $s$  e  $d$  são, respetivamente os nós de origem e o nó de destino da rota  $\pi_{s,d}$ .

Vamos também considerar que  $C_u$  é a capacidade do nó  $u$  (número de pessoas que se pode alocar no nó  $u$ ) e  $P_u$  é a população existente no nó  $u$ .



Cada aresta  $(u_i, u_j)$  tem um valor que indica o fluxo máximo que pode passar ao longo da aresta e, dependendo da rede, ou do propósito da análise, este pode ser outro valor que indica o fluxo que precisa passar ao longo da aresta.

De seguida será feita a formulação matemática para resolver o problema multiobjetivo de planeamento de evacuação proposto.

#### 3.1.1 Formulação matemática do problema de evacuação

Para uma solução  $S = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_k\}$ ,  $\pi_i$  conjunto de rotas de evacuação, as componentes multiobjetivo consideradas para a função objetivo são apresentadas a seguir:

$$f_1(S) \equiv T; \quad (3.4)$$

$$f_2(S) \equiv \max O_u, u \in R; \quad (3.5)$$

$$f_3(S) \equiv \sum_{\pi_{s,d} \in S} L_{\pi_{s,d}}; \quad (3.6)$$

onde  $T$  é o tempo que demora o último evacuado a chegar ao seu nó de refúgio,  $O_u$  é a percentagem de ocupação atribuída ao nó  $u$ , ou seja,

$$O_u = \frac{1}{C_u} \sum_{\pi \in \{\pi \in S : d(\pi) = u\}} P_{s(\pi)} \quad (3.7)$$

e  $L$  representa a soma das distâncias percorridas pelas pessoas evacuadas.

A equação (3.4) refere-se ao primeiro objetivo, em que pretende minimizar o tempo de evacuação, ou seja, o tempo que demora todos os evacuados a chegar aos nós de destino.

Este valor é obtido através de uma simulação do processo de evacuação, onde algumas restrições são consideradas: (1) A viagem numa aresta preserva a propriedade FIFO (*First-In First-Out*); (2) O tempo de viagem numa aresta reflete atrasos nas interseções, ou seja, há uma tendência para uma acumulação de pessoas nos cruzamentos fazendo com que exista um aumento dos tempos de agendamento para cada grupo de evacuados, aumentando assim o tempo de evacuação. Este depende também da quantidade de fluxo máximo de pessoas que passa em cada aresta em cada instante.

Em termos de redes de evacuação de emergência, os algoritmos de fluxo máximo são importantes na avaliação do fluxo máximo de pessoas que podem atravessar uma aresta num determinado instante.

O objetivo destes algoritmos é obter a capacidade máxima de fluxo numa rede a partir de um nó origem até um nó destino. Sendo assim, cada aresta possui um valor que indica a capacidade máxima de fluxo que pode passar por ela (limite superior) e, dependendo da rede, ou do objetivo da análise, poderá haver outro valor que indica o fluxo mínimo (limite inferior) que deve passar pela aresta.

Baseando na lei de conservação de fluxo: “em cada nó, todo fluxo que entra é igual ao fluxo que sai”, um fluxo ( $f_{ij}$ ) é viável se satisfizer a relação  $l_{ij} \leq f_{ij} \leq u_{ij}$ , onde  $l_{ij}$  e  $u_{ij}$  representam respetivamente, os limites inferior e superior dos fluxos nos arcos, sendo que  $i$  e  $j$  representam respetivamente, os nós origem e o próximo nó. Posto isto, o objetivo de um algoritmo de fluxo máximo é encontrar os caminhos de uma origem  $S$  para um nó de destino  $D$  e alocar nestes caminhos a maior quantidade de fluxo possível, que corresponde a um “fluxo admissível”.

### 3. FORMULAÇÃO DO MODELO DE OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO PROPOSTO

Vamos apresentar um exemplo de um plano de evacuação para ter uma ideia do que acontece na prática num processo de evacuação.

**Exemplo 3.1 (Um plano de evacuação).** Na Figura 3.2 é ilustrado um exemplo de uma rede de evacuação e uma solução, referente ao problema. Nesta rede de evacuação, cada nó de origem possui um atributo que é o número de evacuados existentes nesse nó. Por exemplo no nó N1, existe 15 unidades a serem evacuados para o nó destino N4. Cada aresta tem dois atributos: o fluxo máximo na aresta e o tempo para ir do nó origem ao nó destino. Por exemplo, na aresta N1-N3, a capacidade máxima de fluxo é 6, o que significa que em cada unidade de tempo, no máximo 6 pessoas a evacuar podem começar a viajar do nó N1 para N3 através dessa aresta. O tempo para atravessar essa mesma aresta é 3, o que significa que 3 unidades de tempo para viajar do nó N1 ao nó N3. Conforme mostrado na figura 3.2, suponha que inicialmente tem 15 pessoas a evacuar no nó N1, 10 no nó N2, 5 no nó N3 e 5 no nó N5. A tarefa é encontrar o tempo necessário para evacuar as 35 pessoas para os nós destino N4 e N6, utilizando o menor tempo possível, garantir que todos os evacuados chegam aos seus nós de destino e percorrendo a mínima distância possível. A Tabela 3.1 mostra um exemplo da simulação de um plano de evacuação para a rede proposta na Figura 3.2. Neste quadro, cada linha corresponde um grupo de refugiados que se deslocam juntos durante a evacuação, com um nó origem do grupo ID, número de pessoas evacuadas neste grupo, a rota de evacuação com o agendamento e o tempo de chegada ao destino. O percurso é mostrado por uma série de números de nós e os tempos de agendamentos é mostrado por um instante de início associada a cada nó na rota. Tomando, por exemplo, como nó de origem o nó N1, inicialmente há 15 pessoas a evacuar desse nó sendo divididas em três grupos: Grupo A com 6 pessoas, Grupo B com 6 pessoas e grupo C com 3. Esta divisão deve-se ao facto de que cada instante só 6 pessoas podem atravessar a aresta (valor limitado pelo fluxo máximo na aresta). O grupo A inicia a partir do nó N1 no tempo 0 para o nó N3. Após chegarem ao nó N3, no instante 3, partem para o nó N4, atingindo-o no instante 8. O grupo B segue o mesmo caminho do grupo A, mas tem um agendamento diferente devido as limitações de capacidade desta rota. Este grupo começa do nó N1 no instante 1 para o nó N3, e depois parte do nó N3 no instante 4 para o nó N4, chegando ao destino no instante 9. O grupo C segue o mesmo caminho do grupo A e B com um agendamento diferente. Começa a partir do nó N1 no instante 2 para o nó N3, depois parte do N3 no instante 5 e chega ao destino N4 no instante 10. O tempo total de evacuação é de 10 unidades de tempo. Este plano de evacuação é um plano ideal para o cenário de evacuação mostrado na Figura 3.2. Neste exemplo não há conflitos entre os vários fluxos.

Nos casos onde há conflito de fluxos, ou seja, se considerarmos evacuação simultânea de todos os nós de origem, há a necessidade de uma metodologia mais avançada para encontrar



### 3.1. CARATERIZAÇÃO DA REDE

Figura 3.2: Exemplo de uma rede de evacuação

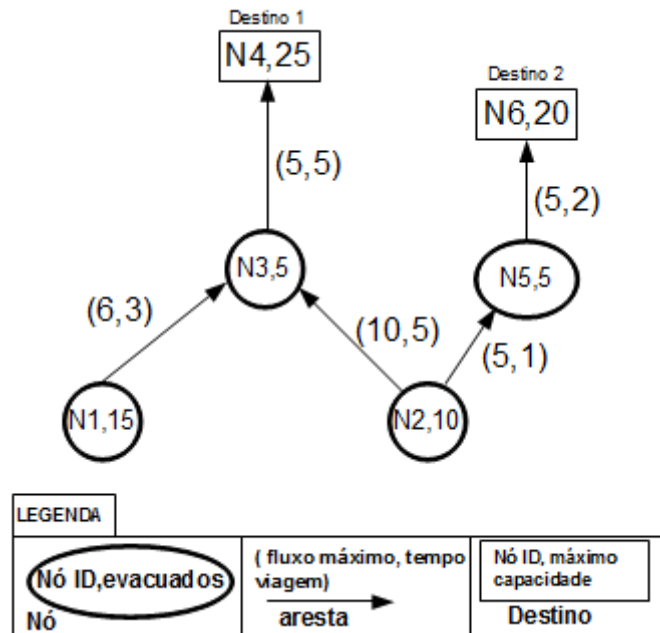


Tabela 3.1: Exemplo de um plano de evacuação

Grupos de evacuados			Rotas e agendamentos	Tempo (s)
ID	Origem	Número		
A	N1	6	N1(T0)-N3(T3)-N4	8
B	N1	6	N1(T1)-N3(T4)-N4	9
C	N1	3	N1(T2)-N3(T5)-N4	10
D	N2	5	N2(T0)-N5(T1)-N6	3
E	N2	5	N2(T1)-N5(T2)-N6	4
F	N3	3	N3(T0)-N4	5
G	N5	5	N5(T0)-N6	2

### 3. FORMULAÇÃO DO MODELO DE OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO PROPOSTO

---

o tempo de evacuação.

**Alocação do fluxo nas rotas e cálculo do tempo de evacuação** Depois de encontrada as rotas  $\pi_i$ , tem-se o tempo total por rota e o máximo de tráfego que pode ser alocado às mesmas. Assim, em função do número total de pessoas a ser distribuído, pode-se avaliar o tempo total de evacuação.

Se o número total de pessoas a ser alocado é inferior à capacidade total das arestas, neste caso, o tempo total de evacuação é igual ao tempo de viagem nas rotas.

Quando a quantidade de pessoas é superior à capacidade total das rotas, deve-se distribuir o fluxo de modo a minimizar o custo total de ocupação da rota. O tempo de utilização da rota na primeira iteração é igual ao tempo de viagem na rota; a partir deste tempo, se a rota é utilizada numa outra iteração, o seu tempo acresce de  $x$  que corresponde a um intervalo de tempo entre duas alocações consecutivas de pessoas.

Consideram-se as rotas definidas pelo algoritmo proposto e suas respectivas capacidades e tempos de viagem, o procedimento consiste nos seguintes passos:

- 1º - Calcular a capacidade de escoamento da rota.
- 2º - Alocar o número máximo de pessoas possível na rota. Se a quantidade total de evacuados foi atingida, parar; se não, alocar a quantidade possível e subtraí-la.
- 3º - O tempo na rota utilizada é então modificada, somando-se a este um valor constante, que represente um intervalo entre as quantidades alocadas. Pode-se, por exemplo, usar a constante  $x$  igual ao tempo de viagem na rota, o que significa que uma outra parcela de pessoas só será alocada quando a primeira chegar ao destino. Feito isto retorna-se ao passo anterior.

Seguidamente é apresentado o algoritmo (ver Algoritmo 3.1) que pretende calcular o tempo total no planeamento de evacuação de emergência.

Depois de formular o problema, um método multiobjetivo *Ant Colony Optimization* (*MOACO*) para alocação de rotas de evacuação do mesmo é apresentado no próximo capítulo.

---

**Algoritmo 3.1** Procedimento para calcular o tempo total de evacuação,  $T$ .

---

//Instante inicial

**for** Para todas rotas,  $\pi = (u_1^i, u_2^i, \dots, u_{k_i}^i)$  **do**

    Define o conjunto de "pacotes", de população de acordo com capacidade da aresta  $(u_1^i, u_2^i)$  e da população do nó  $u_1^i$ ,  $P_{u_1^i}$ , e envia pela respetiva aresta  $(u_1^i, u_2^i)$  em instantes consecutivos ( $t = 0, 1, \dots, n$ ).

**end for**

//Instantes seguintes

**while** Enquanto houver pacotes a processar **do**

**if** pacote chegou ao refúgio **then**

        Remove pacote do processo

        Define  $T_{final} = T_{atual}$

**else**

        Envie pacote para o próximo nó de acordo com a sua rota dividindo-o em vários pacotes enviados em instantes consecutivos caso a capacidade a capacidade da aresta não permita enviar de uma única vez.

**end if**

**end while**

3 Saída: Devolve tempo  $T_{final}$ .

---



## Capítulo 4

# Um modelo de algoritmo ACO multiobjetivo para o planeamento de evacuação

Neste capítulo é apresentado o modelo proposto para o problema de planeamento de evacuação. Os objetivos já referidos podem entrar em conflito uns com os outros. Algoritmos evolutivos têm algumas vantagens relativamente às técnicas tradicionais de investigação operacional na resolução de problemas de otimização multiobjetivo (POM) [50]. O modelo apresentado neste caso de estudo é um modelo de otimização multiobjetivo resolvido com um algoritmo heurístico ACO. Este algoritmo é derivado do algoritmo ACO aplicado ao problema TSP descrito na secção 2.6.3 (ver algoritmo 2.2).

A seguir será descrito o algoritmo proposto para resolver o problema em estudo.

### 4.1 O algoritmo MOACO proposto

As principais tarefas a serem consideradas no algoritmo são: a construção da solução, o cálculo do conjunto de aproximações, *ND – set*, a manutenção do conjunto de Pareto. Além disso, as estruturas de dados e os parâmetros precisam ser inicializados e algumas estatísticas sobre a execução precisam ser mantidas.

O método proposto é semelhante aos ACO previamente descritos e é esboçado no Algoritmo 4.1.

O algoritmo utiliza três matrizes de feromona (ver secção 2.6.5). Cada matriz está associada a um custo onde:  $\tau_t$  está associado ao tempo de evacuação,  $\tau_o$  está associado à ocupação dos nós de refúgios e  $\tau_L$  está associado à distância percorrida por todos os evacuados. Além disso, é ainda usada uma heurística,  $\eta_{ij}$ , que, na construção das rotas, favorece a seleção dos nós de refúgio mais próximos.

#### 4. UM MODELO DE ALGORITMO ACO MULTI OBJETIVO PARA O PLANEAMENTO DE EVACUAÇÃO

$I_{max}$  representa o número máximo de iterações, ou seja, o critério de paragem a que o algoritmo está sujeito.  $M$  representa o número total de pessoas a evacuar sendo que  $a$  representa a quantidade de pessoas que é permitida atravessar cada aresta em cada instante de tempo.

**Construção da solução.** Para construir a solução consideram-se os seguintes passos:

- i) Começa por escolher um nó de forma aleatória de entre os nós emissores  $e \in E$ . A partir deste nó uma rota será construída até um refúgio do seguinte modo:
- ii) Supondo que está no nó  $i$ , escolhe o próximo nó,  $j$ , com a probabilidade:

$$P_{ij}(t) = \frac{\tau_{t_{ij}}^{\alpha_t} \tau_{o_{ij}}^{\alpha_o} \tau_{L_{ij}}^{\alpha_L} \eta_{ij}^{\beta}}{\sum_{k \in V_i} \tau_{t_{ik}}^{\alpha_t} \tau_{o_{ik}}^{\alpha_o} \tau_{L_{ik}}^{\alpha_L} \eta_{ik}^{\beta}} \quad (4.1)$$

onde  $\alpha_t$ ,  $\alpha_o$ ,  $\alpha_L$  e  $\beta$  são os parâmetros que controlam a relativa importância do fluxo de pessoas e da informação heurística (comprimento das arestas),  $V_i$  são os vizinhos ainda não visitados,  $\tau_{t_{ik}}$ ,  $\tau_{o_{ik}}$  e  $\tau_{L_{ik}}$  é a quantidade de fluxo de pessoas que atravessam a aresta  $(i, j)$  referente às variáveis de decisão: tempo total,  $t$ , de evacuação, percentagem de ocupação máxima,  $o$ , do nó de refúgio,  $r$ , e distância,  $L$ , total percorrida e  $\eta_{ij}$  é a função heurística, calculada por:

$$\eta_{ij} = \frac{1}{l_{ij} + L_{jr}} \quad (4.2)$$

onde,  $l_{ij}$  é a distância do nó presente  $i$  ao  $j$  e  $L_{jr}$  a distância euclidiana entre o nó  $j$  e o seu refúgio mais próximo. O processo de escolha do próximo nó é repetido até encontrar um nó refúgio. A construção da solução (conjunto de rotas),  $S$ , termina depois de todas as rotas serem encontradas.

**Atualizar o conjunto de aproximação:** Depois da construção da solução, o conjunto de aproximações,  $ND - set$ , é atualizada a cada iteração do algoritmo utilizando o conceito de dominância de Pareto. Calcula-se :

- 1) O tempo  $T$  que leva o último evacuado a passar do seu nó de origem ao seu nó destino (usando o algoritmo 3.1);
- 2) A ocupação  $O$  máxima dos nós de refúgio (usando a equação 3.5);
- 3) A soma das distâncias percorridas por todos os evacuados (usando a equação 3.6).

#### 4.1. O ALGORITMO MOACO PROPOSTO

---

A solução é aceite se for uma solução não-dominada quando comparada com o atual conjunto de aproximações de Pareto,  $ND - set$ . Sendo adicionado ao conjunto de aproximações as soluções de  $ND - set$  que são dominadas por novas soluções. Se houver na lista de Pareto soluções dominadas (os valores de todos os termos da função objetivo são de pior qualidade) pela atual solução, essas são removidas da lista. Cada solução do conjunto de aproximações representa: as rotas de evacuação, o tempo total percorrido, a ocupação máxima dos nós de refúgio e a soma das distâncias percorridas por todos os evacuados.

**Atualização dos fluxos de pessoas.** Após a construção da solução  $S$ , o número de fluxos de pessoas que passaram em cada aresta é atualizada usando a seguinte expressão:

$$\tau_{kij} = \tau_{kij} \cdot \rho + \Delta\tau_{ij}^{(k,d)}, k \in \{t, o, l\} \quad (4.3)$$

onde  $\tau_{kij}$  é o número de pessoas associada a cada um dos pesos (tempo, ocupação e distância) na aresta  $(i, j)$ ,  $0 \leq \rho \leq 1$ , é a taxa de persistência das pessoas ( $1 - \rho$  é o facto de evaporação) e  $\Delta\tau_{ij}^{(k,d)}$  pode ser considerada como sendo um valor do rasto deixada pelas pessoas ao passarem pela aresta  $(i, j)$ , nessa iteração. Esse valor é geralmente o inverso do custo  $k$  da rota determinada por cada fluxo de pessoas. Isto é, se  $M$  é o conjunto de todos os fluxos de pessoas que foram para  $d$  através de  $(i, j)$  e  $\pi_{e,d}^{(a)}$  representa a rota do fluxo  $a \in M$ , então:

$$\Delta\tau_{ij}^{(k,d)} = \sum_{a \in M} \frac{Q}{Z_k^{\pi_{e,d}^{(a)}}}, \quad (4.4)$$

onde  $Q$  é uma constante relacionada com o valor do rasto deixada por cada fluxo de pessoas e  $Z_k^{\pi_{e,d}^{(a)}}$  é o  $k$  componente do vetor de custos considerados no problema.

Se o número máximo de iterações é atingido, o algoritmo termina e devolve o conjunto das soluções admissíveis,  $ND - set$ .

Antes dos resultados experimentais é conveniente lembrar alguns aspetos importantes para que um plano de evacuação funcione de forma eficiente perante uma situação de emergência.

---

**Algoritmo 4.1** Procedimento ACO para evacuação de emergência

---

**Entrada:** a rede, altura da onda de tsunami e os parâmetros.

**Saída:** conjunto de aproximações,  $ND - set = \{t, o, d\}$ .

Define os nós Emissores,  $E \subset N // N \rightarrow$  nós da rede.

Define os nós de refúgios,  $R \subset N$ .

Define o valor inicial de feromona  $\tau_{ij}^r = [c]$ , onde  $c$  é o valor inicial do rasto de feromona e geralmente é igual a 1.

Inicialize o conjunto de aproximações,  $ND - set = \emptyset$ .

**while**  $I \leq I_{max}$  **do**

**for** Para cada formiga **do**

**for**  $e \in E$  **do**

            Contrói um caminho com o rasto de feromona e a heurística.

**end for**

**end for**

    Calcule a percentagem de ocupação máxima dos nós de refúgio,  $O$ .

    Calcule o tempo do último evacuado,  $t$ .

    Calcule o taltal das distâncias percorridas,  $d$ .

    Atualize o conjunto de aproximações,  $ND - set = \{t, o, d\}$ .

    Atualize os rastos de feromona (evaporação + reforço) com soluções conhecidas usando (4.3).

**end while**

---



### 4.2 Considerações gerais

Conforme já foi referido, um plano de evacuação devido a um tsunami (PET) deve cumprir certos critérios. Deve ser um plano que possa ser invocado sempre que um alarme de tsunami seja acionado. Todas as pessoas afetadas ao longo das rotas de evacuação devem ser orientadas:

- a) Em direção a lugares seguros (fora do alcance das ondas), também conhecidas como pontos de encontro ou refúgios de emergência;
- b) Em tempo útil (período entre o alarme e a chegada da primeira onda, tendo em conta a distância a percorrer por cada pessoa até chegar ao refúgio tendencialmente mais próximo).

Para além disso, um plano de evacuação deve prever que uma área de refúgio consiga suportar o número de pessoas que se espera salvar, conseqüentemente um plano de evacuação deve ser gerado tendo como base nos grupos de parâmetros seguintes:

- O número de pessoas afetadas (incluindo crianças, deficientes ou idosos) em cada local;
- Locais, estradas, distâncias percorridas e acessibilidade às mesmas, seu grau de segurança após um sismo prévio;
- Estimativa da altura da onda máxima esperada;
- Estimativa do tempo a considerar até a chegada da primeira onda.

A existência de um PET é crucial para evacuação e para as medidas de salvamento. No entanto, não funcionará adequadamente se não for delineada uma estratégia que cumpra alguns critérios:

1. Instalação de um sistema de alarme: um PET não faz sentido, a não ser que seja instalado um sistema de alarme. Normalmente, podem ser utilizadas redes de comunicação telefónica para gerar um alarme de tsunami (por exemplo sirenes, luzes de alarme ou SMS).
2. Integração do sistema de alarme: normalmente, as comunidades não dispõem de meios suficientes para manter em funcionamento um sistema de alarme. Assim, será de grande ajuda um sistema de nível superior (regional ou nacional).
3. Elaboração de cenários de tsunami para compreender o seu impacto: os planos de evacuação devem ser criados a partir de informações tais como fontes expectáveis, propagação das ondas, área de inundação, vulnerabilidade e danos possíveis, de forma semelhante as abordagens desenvolvidas neste trabalho.

4. Estado de preparação da comunidade: as comunidades em zonas propícias a tsunamis deverão estar sempre preparadas, apesar de poder haver poucas probabilidades e/ou consequências negligenciáveis.
5. Estado de alerta das pessoas: é importante despertar o estado de alerta das pessoas sem lhes criar pânico. As pessoas deverão ser informadas sobre a ligação entre um sismo e um tsunami e os riscos gerais que estes podem provocar.

Tudo isto dá ênfase ao trabalho desenvolvido tendo em conta todo o tipo de precaução considerada para construção do algoritmo. Isso leva-nos a crer que este trabalho só será benéfico com ajuda de instituições e das autoridades competentes na salvaguarda dum interesse comum perante situações de emergência.

Depois de formular o problema seguida da sua implementação, no capítulo seguinte serão apresentados os resultados experimentais. O algoritmo foi testado com várias configurações de rede. Para avaliar a performance do algoritmo foi aplicado a métrica *set coverage*. Esta métrica avalia a qualidade das soluções encontradas com o intuito de obter uma frente de Pareto mais próxima da solução ideal, visto que, na prática a solução ideal nunca é alcançada o que torna mais complicado quando se trata de um problema multiobjetivo. Encontrados os parâmetros que melhor desempenho demonstraram nos testes preliminares são apresentados os resultados experimentais de casos específicos que motivaram a realização deste trabalho, mais propriamente em casos que representam estruturas de rede semelhantes a zonas urbanas da região do Algarve, como por exemplo a cidade de Faro.

# Capítulo 5

## Resultados experimentais

A metodologia apresentada e desenvolvida neste trabalho foi implementada no *software Scilab*. O *Scilab* é um *software* científico para computação numérica que fornece um poderoso ambiente computacional aberto para aplicações científicas. Foi também utilizado o *Metanet*, que é uma *toolbox* do *Scilab* para grafos e redes. Nesta *toolbox* são fornecidos uma série de algoritmos que resolvem alguns problemas clássicos dos grafos e redes, como por exemplo: algoritmos de custo mínimo, fluxo máximo entre dois nós, resolve o problema do caixeiro viajante, entre outros.

Um dos maiores problemas do modelo proposto neste trabalho é que não existem *benchmarks* para o teste do mesmo, tal como foi formulado. Foram realizados testes preliminares aplicados a várias redes de tamanho reduzido para levar a cabo o modelo. As instâncias foram simuladas da seguinte forma:

- Foram utilizadas redes geradas de forma aleatória e testadas com os parâmetros  $\alpha_t$ ,  $\alpha_o$ ,  $\alpha_l$  e  $\beta$  a variar em  $\{1,3\}$ .
- Testando o algoritmo com todas as combinações possíveis entre  $[1,3]$  e, comparando os resultados encontrados com a soma das distâncias entre os nós emissores e os nós de refúgios mais próximos. Essa distância foi calculada com recurso a rotina *shortest\_path*, existente no *Scilab*, que calcula de forma determinística, o caminho mais curto entre dois nós, baseado no algoritmo de *Dijkstra* (ver [22]). Calculando o caminho mais curto entre todos os nós emissores existentes na rede e os nós de refúgio e somando as distâncias de todos esses caminhos obteve-se uma *base line*. As combinações que melhores resultados produziram comparando com a *base line* são apresentadas na Tabela 5.1.

Além da variação dos parâmetros, o desempenho do algoritmo proposto foi ainda verificado através da realização de vários testes, usando diferentes configurações de rede de evacuação.

No Anexo A são apresentados os ficheiros de cada configuração de rede no formato *.csv* (valores separados por vírgula, do inglês *comma separated values*) com os dados das redes

utilizadas nos testes experimentais. Os ficheiros que representam os dados dos nós da rede têm como nome, por exemplo, **Rede-A-n66-r10**. A leitura do ficheiro é feita da seguinte forma: **Rede-A** que é o nome da rede com 66 nós (**n66**) e 10 nós de refúgios (**r10**). Os ficheiros que representam os dados das arestas têm como nome **Rede-A-a100**. A leitura do ficheiro é da seguinte forma: **Rede-A** que é o nome da rede com 100 arestas (**a100**).

A evacuação é uma tarefa difícil que engloba vários fatores e depende do tipo de cenário em estudo. Alcançar todos os objetivos num processo de evacuação é impraticável. Sendo assim, é necessário definir certas prioridades indispensáveis para uma evacuação segura, garantindo a proteção dos evacuados.

### 5.1 Considerações iniciais

Em termos experimentais, o desempenho do algoritmo foi analisado através da realização de experiências usando vários cenários de rede. Cada cenário depende da localização dos nós de refúgio, da capacidade dos nós, do comprimento das arestas, da velocidade que garante a livre circulação dos evacuados nas arestas e do fluxo máximo de pessoas que podem atravessar uma aresta em cada instante de tempo. Aplicando o algoritmo a essas redes, permite-nos analisar qual dos cenários onde há conflito de fluxos e onde a percentagem de ocupação máxima excede a capacidade dos nós de refúgio. Ainda permite ver em cada cenário de rede, quais os nós da rede que são mais solicitados pelos evacuados durante o processo de evacuação, como é que, na prática, a distância total percorrida está diretamente ou indiretamente relacionada com o tempo total de evacuação. Outro fator importante na utilização dessas redes é ver as diferenças entre cenários diferentes, vantagens e desvantagens que cada um trás numa situação de evacuação de emergência. Essas análises conduzem a conclusões práticas e sustentáveis permitindo-nos a escolha dos melhores parâmetros a serem aplicados em casos práticos de planeamento de evacuação. Isto tudo, para que haja uma gestão eficiente e segura dos diversos problemas que um processo de evacuação impõe aos decisores.

Neste estudo, conforme já referido foram considerados três objetivos: tempo total de evacuação, ocupação máxima dos nós de refúgio e a distância máxima percorrida por todos os evacuados. Num processo de evacuação de emergência, o tempo de evacuação versus distância são antagónicos devido aos congestionamentos. O uso do tempo de evacuação e a distância total percorrida como objetivos a minimizar foi devido ao facto de que todos os evacuados tendem a deslocar-se através das rotas que à priori representam um menor custo em termos de distância percorrida até chegar a um nó de refúgio. Esta situação pode provocar congestionamentos e aumentar o tempo de evacuação de todo o processo. Para ter em conta este problema, o algoritmo implementado considera fluxos máximos em cada uma das arestas em cada instante de tempo, ou seja, tendo em conta os congestionamentos.

Seguidamente serão apresentados os parâmetros utilizados nos testes experimentais.

### 5.2 Definição dos parâmetros

Foram realizados testes preliminares para redes de tamanho reduzido para valores de  $\alpha_t$ ,  $\alpha_o$ ,  $\alpha_L$  e  $\beta_L$  (equação 4.1) variando entre [0,3]. Aplicando a métrica de desempenho dos algoritmos *set coverage* e analisando os resultados chegou-se a conclusão que os valores {1,3} apresentavam melhores resultados a serem aplicados as redes normalizadas e a redes que representam casos práticos de zonas urbanas, sendo que, para  $\alpha_t$  e  $\alpha_o$  fixamos o valor 1,  $\alpha_L$  e  $\beta_L$  fixamos o valor 3, ver Tabela 5.1.

Ainda para o parâmetro  $\rho$ , (equação 4.3) depois de testados vários valores chegou-se a conclusão que, para o nosso trabalho, o valor 0.8 adequava-se aos nossos objetivos. Para os valores de  $Q$  (equação 4.4) foi utilizado inicialmente um valor grande (exemplo 100000). O valor inicial considerado para as três matrizes de feromona foi  $\tau_{ij} = [1]$  e  $\Delta\tau_{ij} = [0]$  (equação 4.4). Para cada um dos 20 conjuntos de parâmetros (CP) foram realizadas 20 ciclos, com 20 formigas por iteração.

Como já foi referido na secção 2.3 a representação e a comparação de soluções de problemas com múltiplos objetivos remete a um certo grau de dificuldade [9, 29].

Para avaliar a fiabilidade do algoritmo é importante analisa-lo, respondendo as seguintes questões:

1. Qual o comportamento e o desempenho do algoritmo em diferentes configurações de rede?
2. Como é que a disponibilidade dos nós de refúgio afeta o desempenho do algoritmo?
3. O algoritmo é escalável para o tamanho da rede, especialmente quando se lida com redes urbanas de tamanho grande?
4. Qual o comportamento do algoritmo para diferentes tipos de cenários?

Tabela 5.1: Conjunto de parâmetros

CP	$\alpha_t$	$\alpha_o$	$\alpha_l$	$\beta_l$
1	1	1	1	1
2	1	1	1	3
3	1	1	3	1
4	1	1	3	3
5	1	3	1	1
6	1	3	1	3
7	1	3	3	1
8	1	3	3	3
9	3	1	1	1
10	3	1	1	3
11	3	1	3	1
12	3	1	3	3
13	3	3	1	1
14	3	3	1	3
15	3	3	3	1
16	3	3	3	3
17	{1,3}	3	3	3
18	3	{1,3}	3	3
19	{1,3}	{1,3}	3	3
20	{3,3}	{1,3}	3	3

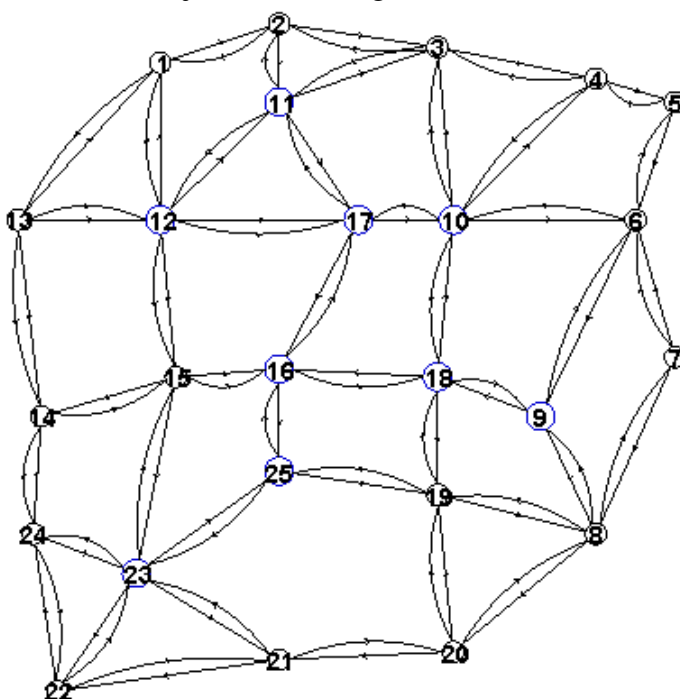
## 5.3 Análise de resultados

Os resultados da simulação de todas as instâncias propostas neste trabalho, são apresentados com o recurso a tabelas e gráficos das soluções obtidas e das frentes de aproximação ao conjunto de Pareto. Em primeiro lugar é apresentada a rede e as suas características. Seguidamente é apresentada uma tabela representando o *set coverage* correspondente a cada rede. A leitura da tabela é feita da seguinte forma: a entrada da linha  $i$  coluna  $j$  corresponde à média do *set coverage*  $C(CP_i, CP_j)$  das 100 execuções realizadas, em que valores do *set coverage* próximos do 0 significa que são poucos os elementos de  $CP_j$  dominados por  $CP_i$ . De seguida, é apresentado um exemplo da rede em análise, com as respetivas rotas de evacuação assinaladas a vermelho e os nós de refúgio assinalados a azul. Os nós de refúgio apresentam-se ainda com o diâmetro maior do que os nós emissores assinalados a preto.

### 5.3.1 Resultados preliminares

Para testes preliminares, o algoritmo foi testado com uma configuração de rede de 25 nós e 44 arestas, sendo que 9 desses nós são de refúgio (9, 10, 11, 12, 16, 17, 18, 23 e 25) (ver Figura 5.1). Para testar o desempenho do algoritmo nesta rede, foi considerada a capacidade dos nós de refúgio 9, 11, 12 e 23 igual a 100, do nó refúgio 10 igual a 200 e dos nós de refúgios intermédios (16, 17, 18, 25) igual a 50. O número total de pessoas residentes é de 736, sendo que, 591 precisam de ser evacuadas para zonas consideradas seguras (refúgios).

Figura 5.1: Rede-n25-a44-r9 cujos nós de refúgio são: 9, 10, 11, 12, 16, 17, 18, 23 e 25.

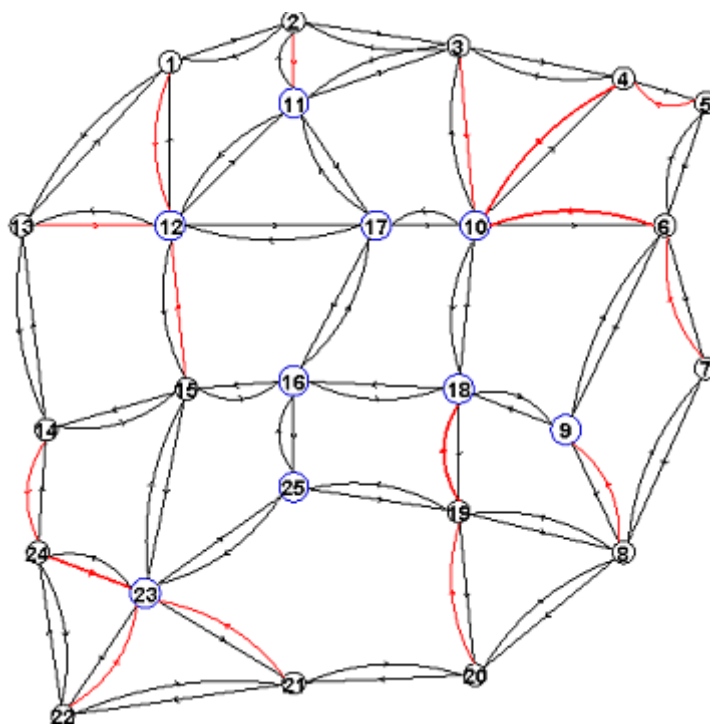


Aplicando a métrica de desempenho *set coverage* às soluções admissíveis encontradas, foram escolhidos os conjuntos de parâmetros onde o  $\alpha_L$  e o  $\beta$  se mantinham os valores igual a 3 e  $\alpha_t$  e  $\alpha_o$  se variam entre [1, 3] (CP(4), CP(8), CP(12), CP(16), CP(17), CP(18), CP(19), CP(20)) porque estes apresentam melhores resultados, sendo estes apresentados a negrito na Tabela 5.2. Ainda nesta tabela, quando a percentagem dá zero (0) isso quer dizer que nenhuma solução de  $CP_j$  é dominada fracamente por outra solução de  $CP_i$  e vice versa. Comparando os CPs apresentados a negrito, a medida que aumentarmos o número de variações entre os parâmetros a qualidade das soluções aumenta, como é o caso dos CP(17), CP(18), CP(19) e CP(20).

Os conjuntos de parâmetros apresentados na Tabela 5.2 foram posteriormente aplicados a outras configurações de rede com o propósito de analisar o comportamento do algoritmo e tentar perceber possíveis limitações a que este pode estar sujeito perante diferentes cenários.

Um exemplo de uma solução admissível da rede de 25 nós é mostrada na Figura 5.2. As arestas de cor vermelha representam as rotas de evacuação encontradas pelo algoritmo, sendo que naquelas arestas mais grossas passaram um maior número de fluxo de pessoas. Esta representação é similar a todos os exemplos que se seguem.

Figura 5.2: Exemplo de solução obtida da Rede-n25-a44-r9 cujos nós de refúgio são: 9, 10, 11, 12, 16, 17, 18, 23 e 25 e com os custos (tempo= 87, ocupação máxima = 1.6, distância = 4039)



Neste exemplo de solução pode-se notar que, por exemplo, as pessoas que estavam no nó de origem 15 deslocaram-se para o nó destino 12 apesar de estarem mais próximas do nó refúgio 16. Isto deve-se ao facto do nó destino 12 ter uma capacidade muito superior a



### 5.3. ANÁLISE DE RESULTADOS

Tabela 5.2: Set coverage para os resultados obtidos com a rede Rede-n25-a44-r9

CP	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	0	0,85	0,56	0,87	0,61	0,86	0,79	0,87	0,71	0,89	0,82	0,74	0,79	0,78	0,85	0,66	0,87	0,68	0,98	0,91
2	0,01	0	0,01	0,45	0,02	0,53	0,06	0,51	0,06	0,48	0,13	0,41	0,08	0,44	0,24	0,38	0,63	0,52	0,75	0,73
3	0,25	0,88	0	0,89	0,45	0,89	0,75	0,89	0,64	0,9	0,79	0,79	0,78	0,79	0,86	0,66	0,89	0,71	0,97	0,93
4	<b>0,01</b>	<b>0,31</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0,46</b>	<b>0,05</b>	<b>0,42</b>	<b>0,07</b>	<b>0,44</b>	<b>0,09</b>	<b>0,35</b>	<b>0,06</b>	<b>0,36</b>	<b>0,16</b>	<b>0,29</b>	<b>0,54</b>	<b>0,45</b>	<b>0,68</b>	<b>0,68</b>
5	0,22	0,87	0,35	0,88	0	0,88	0,67	0,88	0,61	0,9	0,76	0,79	0,73	0,77	0,84	0,67	0,87	0,72	0,97	0,93
6	0,01	0,32	0,01	0,35	0,01	0	0,06	0,42	0,06	0,38	0,11	0,34	0,08	0,39	0,19	0,31	0,55	0,47	0,65	0,63
7	0,1	0,81	0,12	0,83	0,15	0,83	0	0,83	0,39	0,86	0,57	0,74	0,54	0,72	0,73	0,64	0,83	0,67	0,96	0,91
8	<b>0,01</b>	<b>0,25</b>	<b>0</b>	<b>0,27</b>	<b>0,01</b>	<b>0,36</b>	<b>0,05</b>	<b>0</b>	<b>0,05</b>	<b>0,3</b>	<b>0,09</b>	<b>0,25</b>	<b>0,06</b>	<b>0,3</b>	<b>0,14</b>	<b>0,21</b>	<b>0,49</b>	<b>0,36</b>	<b>0,58</b>	<b>0,55</b>
9	0,14	0,77	0,21	0,78	0,25	0,82	0,45	0,81	0	0,83	0,55	0,7	0,5	0,7	0,7	0,62	0,82	0,63	0,95	0,9
10	0	0,31	0	0,34	0	0,41	0,03	0,39	0,05	0	0,09	0,33	0,07	0,39	0,18	0,32	0,55	0,47	0,66	0,63
11	0,06	0,69	0,06	0,72	0,09	0,77	0,29	0,76	0,27	0,77	0	0,65	0,35	0,64	0,56	0,57	0,8	0,65	0,92	0,88
12	<b>0,01</b>	<b>0,33</b>	<b>0</b>	<b>0,37</b>	<b>0</b>	<b>0,42</b>	<b>0,03</b>	<b>0,38</b>	<b>0,04</b>	<b>0,37</b>	<b>0,1</b>	<b>0</b>	<b>0,05</b>	<b>0,37</b>	<b>0,21</b>	<b>0,32</b>	<b>0,54</b>	<b>0,46</b>	<b>0,64</b>	<b>0,62</b>
13	0,09	0,77	0,1	0,8	0,14	0,82	0,35	0,81	0,3	0,83	0,48	0,71	0	0,69	0,69	0,62	0,84	0,65	0,96	0,91
14	0,03	0,28	0,04	0,31	0,04	0,35	0,1	0,32	0,09	0,32	0,15	0,25	0,1	0	0,21	0,19	0,45	0,35	0,57	0,53
15	0,05	0,59	0,04	0,63	0,05	0,67	0,15	0,67	0,15	0,67	0,24	0,55	0,19	0,57	0	0,51	0,74	0,56	0,86	0,84
16	<b>0,04</b>	<b>0,29</b>	<b>0,04</b>	<b>0,35</b>	<b>0,05</b>	<b>0,41</b>	<b>0,08</b>	<b>0,37</b>	<b>0,1</b>	<b>0,33</b>	<b>0,15</b>	<b>0,28</b>	<b>0,1</b>	<b>0,38</b>	<b>0,2</b>	<b>0</b>	<b>0,56</b>	<b>0,49</b>	<b>0,66</b>	<b>0,65</b>
17	<b>0,01</b>	<b>0,15</b>	<b>0,01</b>	<b>0,17</b>	<b>0,01</b>	<b>0,25</b>	<b>0,04</b>	<b>0,19</b>	<b>0,04</b>	<b>0,2</b>	<b>0,06</b>	<b>0,14</b>	<b>0,03</b>	<b>0,19</b>	<b>0,1</b>	<b>0,11</b>	<b>0</b>	<b>0,23</b>	<b>0,41</b>	<b>0,39</b>
18	<b>0,01</b>	<b>0,22</b>	<b>0</b>	<b>0,23</b>	<b>0</b>	<b>0,32</b>	<b>0,05</b>	<b>0,26</b>	<b>0,06</b>	<b>0,26</b>	<b>0,08</b>	<b>0,21</b>	<b>0,06</b>	<b>0,21</b>	<b>0,15</b>	<b>0,15</b>	<b>0,38</b>	<b>0</b>	<b>0,47</b>	<b>0,46</b>
19	<b>0</b>	<b>0,09</b>	<b>0</b>	<b>0,12</b>	<b>0</b>	<b>0,21</b>	<b>0,01</b>	<b>0,12</b>	<b>0,01</b>	<b>0,17</b>	<b>0,03</b>	<b>0,1</b>	<b>0,01</b>	<b>0,11</b>	<b>0,05</b>	<b>0,07</b>	<b>0,24</b>	<b>0,15</b>	<b>0</b>	<b>0,31</b>
20	<b>0</b>	<b>0,08</b>	<b>0</b>	<b>0,09</b>	<b>0</b>	<b>0,19</b>	<b>0,01</b>	<b>0,13</b>	<b>0,01</b>	<b>0,15</b>	<b>0,02</b>	<b>0,1</b>	<b>0,01</b>	<b>0,12</b>	<b>0,04</b>	<b>0,06</b>	<b>0,25</b>	<b>0,17</b>	<b>0,32</b>	<b>0</b>

do nó 16. O mesmo acontece com o nó emissor 3 em relação aos nós de refúgio 10 e 11 (Figura ??). Isto prova que, para além da distância entre os nós também a capacidade dos nós de refúgio representa um fator de extrema relevância na escolha das melhores rotas de evacuação. Os nós de refúgio intermédios (por exemplo nó 17) não fazem parte nas escolhas das rotas de evacuação e conseqüentemente não recebem evacuados porque o algoritmo funciona de forma a que, quando um evacuado chega a um nó refúgio considera-se salvo e pára, independentemente se o nó está sobrecarregado ou não. Para evitar que os nós de refúgio ultrapassem as suas capacidades, foi considerado o custo de ocupação máxima na escolha das melhores rotas de evacuação.

Como já foi referido, o desempenho do algoritmo MOACO proposto foi ainda verificado através da realização de vários testes, usando diferentes configurações de rede de evacuação.

A seguir são apresentados os resultados obtidos através de testes realizados às redes normalizadas.

### 5.3.2 Análises dos resultados utilizando redes normalizadas

No nosso caso, as redes normalizadas são redes em que: o número de residentes nos nós da rede, o comprimento das arestas, a velocidade nas arestas, têm valor igual a 1. A rede malha tem características unitária, retilínea e equilibrada em que os nós estão dispostos em forma de uma malha. A rede aleatória tem características unitária e equilibrada em que os nós estão dispostos aleatoriamente. São redes representadas por 64 nós (4 nós de refúgio e os restantes, 60 nós, são nós emissores) e 112 arestas.

Foram ainda consideradas três configurações para as redes, variando a disposição dos nós de refúgio (dispostos de forma aleatória, nos extremos e na periferia).

Estas redes são comuns nos grandes centros urbanos e foram utilizadas com a finalidade de avaliar o desempenho do algoritmo no que diz respeito ao preenchimento dos nós de refúgio, a quantidade de fluxo que passa em cada uma das arestas pertencentes às rotas de evacuação e de que forma é que a geometria da rede influencia na diversidade e na convergência da solução final.

Nos testes realizados em redes normalizadas, oito conjuntos de parâmetros foram considerados (ver Tabela 5.3). Estes apresentaram melhores resultados nos testes preliminares.

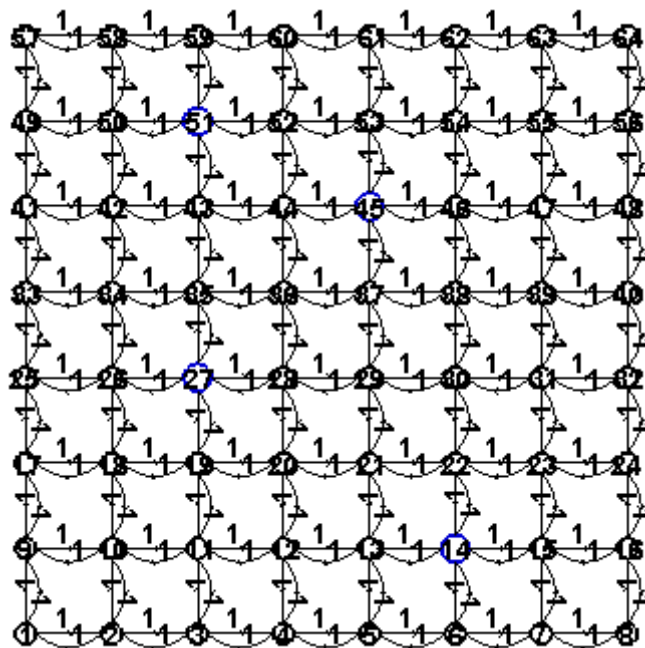
#### 5.3.2.1 Rede malha

A Figura 5.3 representa a rede malha. Foram feitos testes com os nós de refúgio dispostos em três configurações diferentes: de forma aleatória, nos extremos e na periferia.

Tabela 5.3: Conjunto de parâmetros escolhidos para testar as redes normalizadas

CP	$\alpha_r$	$\alpha_o$	$\alpha_l$	$\beta_l$
4	1	1	3	3
8	1	3	3	3
12	3	1	3	3
16	3	3	3	3
17	{1,3}	3	3	3
18	3	{1,3}	3	3
19	{1,3}	{1,3}	3	3
20	{3,3}	{1,3}	3	3

Figura 5.3: Rede-malha-n64-a112-r4



### Rede malha com os nós de refúgio dispostos de forma aleatória

A Tabela 5.4 mostra os resultados da média das 100 execuções da métrica *set coverage* da rede malha (**Rede-malha-n64-a112-r4**) com os nós de refúgios dispostos de forma aleatória. Comparando todos os  $C(CP_i, CP_j)$  podemos ver que, segundo a definição do *set coverage*, o conjunto de parâmetros onde há menos soluções dominadas é o CP(19) sendo que o CP(4) apresenta um maior número de soluções dominadas. Deste modo, podemos concluir que o CP(19) é melhor do que os outros, ou seja, a percentagem de soluções dominadas é menor.

A seguir mostramos um exemplo de aproximação da frente de Pareto obtida com o CP(19), Tabela 5.5 para a rede malha com os nós de refúgio dispostos aleatoriamente. Dependendo das características do evento (onda) podemos escolher qual a melhor solução a ser usada num processo de evacuação. Por exemplo, se os decisores tiverem que escolher uma solução em que deve haver uma menor ocupação máxima dos nós de refúgios a segunda solução seria a escolha prioritária, visto que, apresenta uma ocupação máxima menor.

Tabela 5.4: Set coverage para os dados obtidos com a rede Rede-malha-n64-a112-r4 com nós de refúgio (14, 27, 45, 51)

CP	4	8	12	16	17	18	19	20
4	0	0,41	0,38	0,39	0,5	0,49	0,54	0,41
8	0,32	0	0,2	0,2	0,37	0,34	0,41	0,25
12	0,37	0,32	0	0,27	0,43	0,42	0,47	0,32
16	0,26	0,17	0,13	0	0,26	0,24	0,31	0,15
17	0,18	0,08	0,05	0,07	0	0,12	0,17	0,06
18	0,19	0,09	0,06	0,07	0,17	0	0,21	0,07
19	<b>0,16</b>	<b>0,05</b>	<b>0,03</b>	<b>0,05</b>	<b>0,11</b>	<b>0,09</b>	0	<b>0,04</b>
20	0,31	0,23	0,19	0,17	0,35	0,33	0,39	0

Tabela 5.5: Exemplo de aproximação à frente Pareto da Rede-malha-n64-a112-r4-CP(19) com nós de refúgio (14, 27, 45, 51)

Nº	Tempo	Ocupação máxima	Distância
1	5	0,9	136
2	5	0,85	138

As Figuras 5.4 e 5.5 mostram as duas soluções da rede malha com os nós de refúgio dispostos de forma aleatória encontrada com o CP(19) apresentando as respectivas rotas de evacuação de cor vermelha. São duas soluções onde podemos notar algumas diferenças na escolha das rotas de evacuação. Nestes dois exemplos não há grandes conflitos de fluxos porque os nós de refúgios estão dispostos aleatoriamente, o que permite alguma diversidade na escolha das rotas de evacuação sem grandes penalizações no tempo total de evacuação, na ocupação máxima dos nós de refúgio e na distância total percorrida por todos os evacuados.

### Rede malha com nós de refúgio definidos nos extremos

A Tabela 5.6 mostra os resultados da média do *set coverage* da rede malha com os nós de refúgio situados nos extremos. Nesta configuração de rede o resultado do *set coverage* é 0 para todos os conjuntos de parâmetros, ou seja, nenhuma solução de  $CP_j$  domina fracamente um solução de  $CP_i$ . Isto porque em cada execução encontramos uma única solução da aproximação à frente de Pareto (ver Tabela 5.7) e com os mesmos valores para o tempo total de evacuação, a ocupação dos nós de refúgio e a distância total percorrida. Nesta rede, com esta disposição dos nós de refúgio, em execuções diferentes, todos os evacuados acabam por percorrer as mesmas distâncias, o mesmo tempo total de evacuação e a ocupação máxima também é a mesma, mesmo que as rotas de evacuação sejam diferentes. Isto acontece porque a rede apresenta características unitária, retilínea e equilibrada.

A aproximação da frente de Pareto apresentada na Tabela 5.7 refere-se à rede malha com os nós de refúgio situados nos extremos, obtida com o CP(19). Em todos os conjuntos de parâmetros testados, encontramos uma única solução não dominada.

### 5.3. ANÁLISE DE RESULTADOS

Figura 5.4: Exemplo de solução para Rede-malha-n64-a112-r4 (nós de refúgio 14, 27, 45, 51) obtida com o CP(19) com os custos (tempo = 5, ocupação máxima = 0.9, distância = 136)

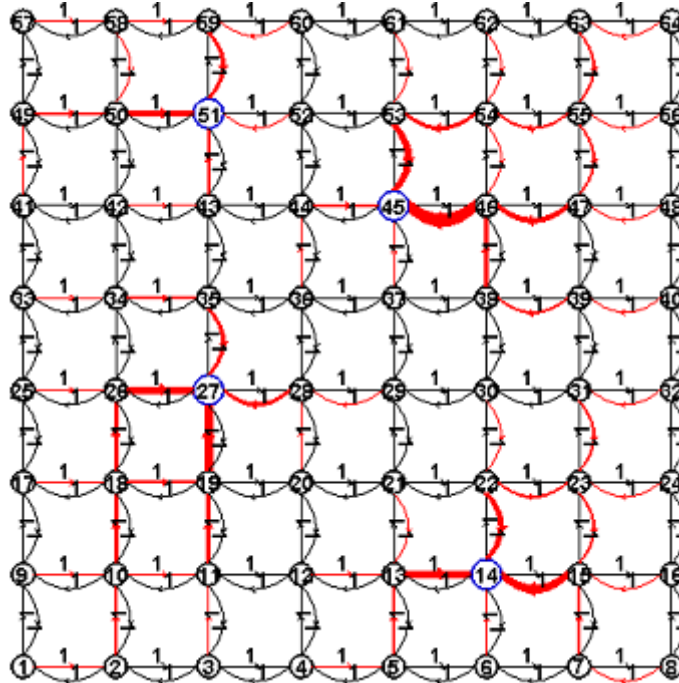


Figura 5.5: Exemplo de solução para Rede-malha-n64-a112-r4 (nós de refúgio 14, 27, 45, 51) obtida com o CP(19) com os custos (tempo = 5, ocupação máxima = 0.85, distância = 138)

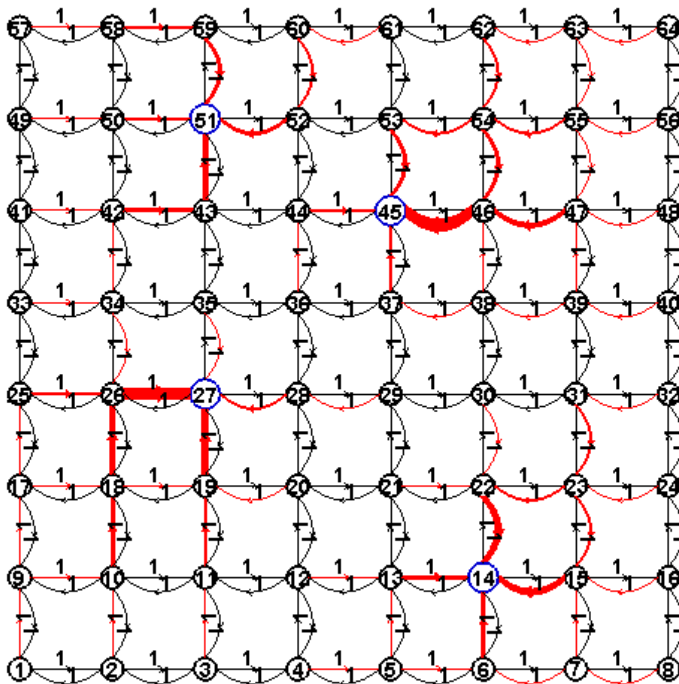


Tabela 5.6: Set coverage para os dados obtidos com a rede Rede-malha-n64-a112-r4 com nós de refúgio nos extremos

CP	1	2	3	4	5	6	7	8
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabela 5.7: Exemplo de aproximação à frente Pareto da Rede-malha-n64-a112-r4-CP(19) nós de refúgio nos extremos

Nº	Tempo	Ocupação máxima	Distância
1	4	0,8	128

As rotas de evacuação para a rede malha com os nós de refúgio situados na periferia estão apresentadas na Figura 5.6. Nota-se alguma uniformidade referente ao fluxo de pessoas que passam pelas rotas de evacuação principalmente nas proximidades dos nós de refúgio e há uma enorme probabilidade de estes nós receberem igual número de evacuados.

### Rede malha com nós de refúgio definidos na periferia

Os resultados da média *set coverage* da rede malha com os nós de refúgio situados na periferia são apresentados na Tabela 5.8. O conjunto de parâmetros que apresentaram melhores resultados foram os CP(17) e CP(19) sendo que o CP(12) apresentou piores resultados.

A Tabela 5.9 mostra um exemplo de aproximação da frente de Pareto da rede malha com nós de refúgio situados na periferia obtida com o CP(19).

O tempo de evacuação, em todas as soluções, são elevadas porque as distâncias máximas percorridas pelos evacuados são maiores.

Tabela 5.8: Set coverage para os dados obtidos com a rede Rede-malha-n64-a112-r4 nós de refúgio (59, 60, 61, 62)

CP	4	8	12	16	17	18	19	20
4	0	0,63	0,38	0,62	0,74	0,7	0,76	0,62
8	0,23	0	0,15	0,44	0,61	0,58	0,64	0,42
12	0,45	0,67	0	0,68	0,83	0,76	0,83	0,68
16	0,21	0,37	0,14	0	0,56	0,51	0,57	0,35
17	0,09	0,21	0,04	0,21	0	0,35	0,43	0,19
18	0,17	0,28	0,1	0,28	0,44	0	0,46	0,27
19	<b>0,11</b>	<b>0,23</b>	<b>0,05</b>	<b>0,22</b>	<b>0,37</b>	<b>0,34</b>	0	<b>0,21</b>
20	0,23	0,42	0,15	0,43	0,62	0,54	0,64	0

### 5.3. ANÁLISE DE RESULTADOS

Figura 5.6: Exemplo de solução para Rede-malha-n64-a112-r4 (nós de refúgio 10, 15, 50, 55) obtida com o CP(19) com os custos (tempo= 4, ocupação máxima = 0.8 e distância = 128)

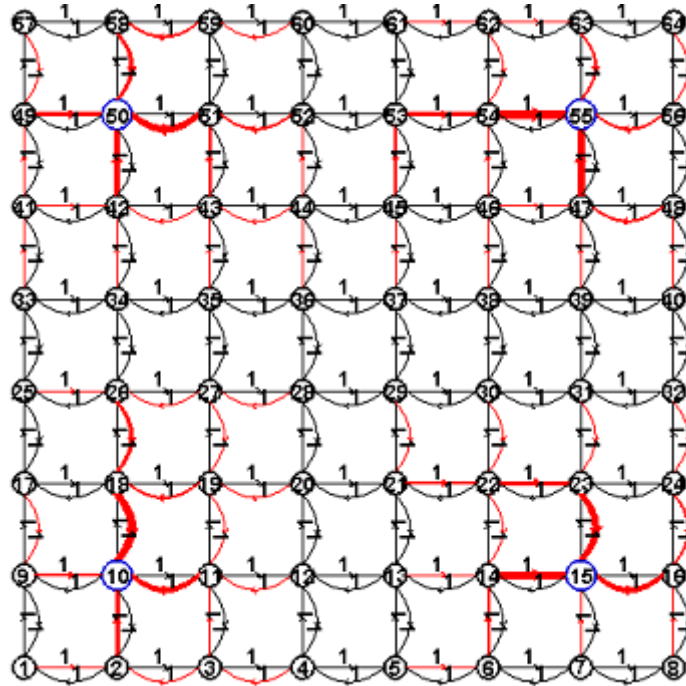
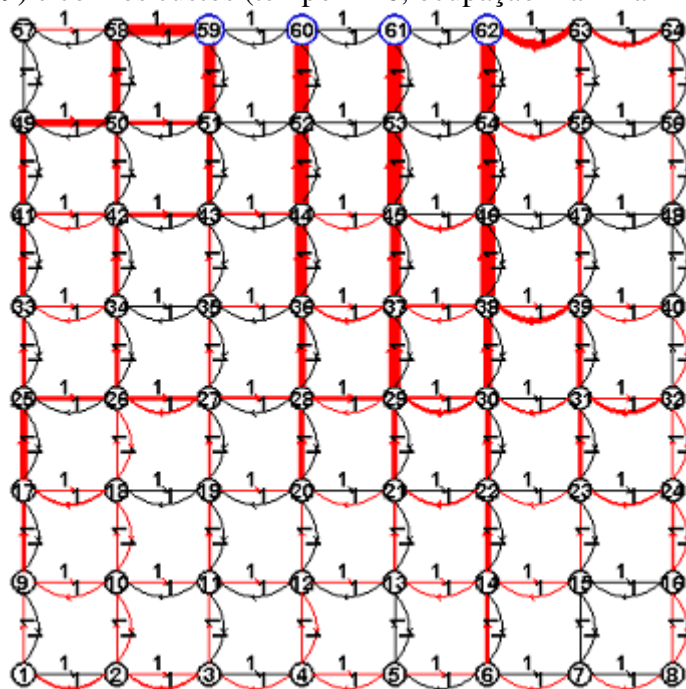


Tabela 5.9: Exemplo de aproximação à frente Pareto da Rede-malha-n64-a112-r4-CP(19) nós de refúgio (59, 60, 61, 62)

N	Tempo	Ocupação máxima	Distância
1	16	1	337
2	11	1,2	331
3	12	1,2	323
4	15	1,15	315
5	14	1,1	333
6	14	1,15	320
7	15	0,95	344
8	14	1	341
9	12	1,05	335

A Figura 5.7 mostra um exemplo de uma solução da rede malha com os nós de refúgio situados na periferia encontrada com o CP(19) apresentando as respectivas rotas de evacuação. É uma rede onde pode haver algum conflito de fluxos próximo aos nós de refúgio, penalizando o tempo total de evacuação e a distância total percorrida por todos os evacuados. Quanto à ocupação máxima é maior do que nos exemplos anteriores porque os nós de refúgio 59 e 62 têm tendência a receber sempre um maior número de evacuados do que os nós de refúgio 60 e 61.

Figura 5.7: Exemplo de solução para Rede-malha-n64-a112 (nós de refúgio 59, 60, 61 e 62) obtida com o CP(19) e com os custos (tempo = 16, ocupação máxima = 1 e distância = 337)

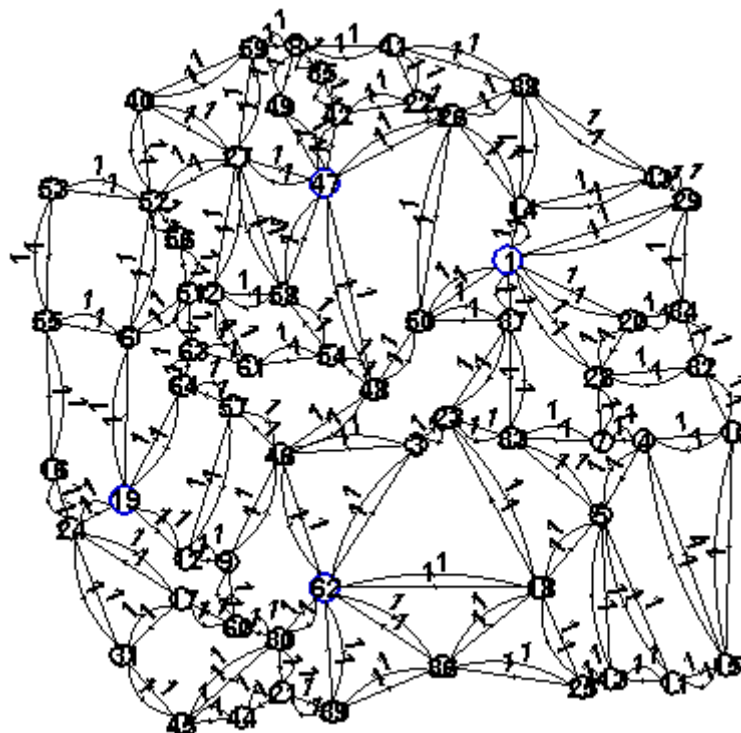


### 5.3.2.2 Rede aleatória

A Figura 5.8 representa a rede aleatória. Foram também feitos testes com os nós de refúgio dispostos em três configurações diferentes: de forma aleatória, nos extremos e na periferia.



Figura 5.8: Rede-aleatória-n64-a112-r4



### Rede aleatória com os nós de refúgio dispostos de forma aleatória

Aplicando a métrica de desempenho *set coverage* podemos ver que, nos resultados apresentados na Tabela 5.10, os conjuntos de parâmetros que apresentam melhores resultados são os CP(17) e CP(19) sendo que os CP(4), CP(8) e CP(12) apresentam os piores resultados.

Tabela 5.10: Set coverage para os dados obtidos com a rede Rede-aleatória-n64-a112-r4-CP(19) nós de refúgio (1, 19, 47 e 62)

CP	4	8	12	16	17	18	19	20
4	0	0,43	0,33	0,55	0,63	0,58	0,61	0,49
8	0,39	0	0,31	0,52	0,72	0,6	0,73	0,55
12	0,44	0,43	0	0,54	0,72	0,54	0,7	0,55
16	0,31	0,29	0,17	0	0,64	0,45	0,65	0,43
17	0,16	0,16	0,07	0,1	0	0,17	0,32	0,15
18	0,28	0,24	0,12	0,26	0,59	0	0,58	0,36
19	<b>0,18</b>	<b>0,13</b>	<b>0,14</b>	<b>0,14</b>	<b>0,32</b>	<b>0,17</b>	0	<b>0,16</b>
20	0,32	0,31	0,2	0,35	0,62	0,43	0,58	0

Um exemplo de aproximação da frente de Pareto para a rede aleatória obtida com o CP(19) está representado na Tabela 5.11. Nesta configuração de rede os valores de ocupação máxima estão abaixo dos 100%, ou seja, nenhum nó refúgio recebe mais evacuados do que a sua capacidade.

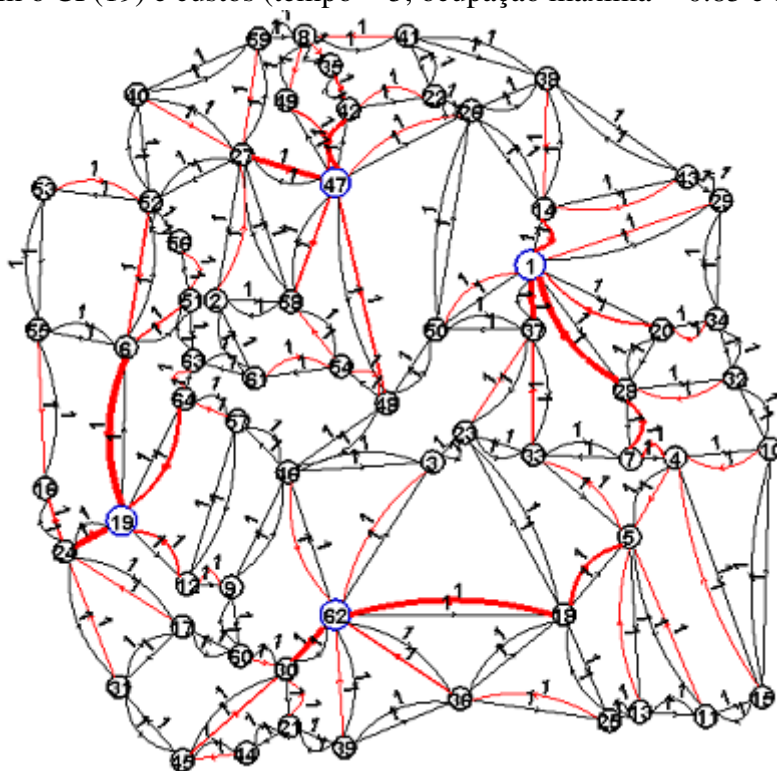
As Figuras 5.9 e 5.10, mostram as duas soluções da Rede-aleatória-n64-a112-r4 obtidas com o CP(19) apresentando as respectivas rotas de evacuação. Nas figuras podemos observar

Tabela 5.11: Exemplo de aproximação à frente Pareto da Rede-aleatória-n64-a112-r4-CP(19) nós de refúgio (1, 19, 47 e 62)

Nº	Tempo	Ocupação máxima	Distância
1	5	0,85	113
2	9	0,8	122

diferenças na escolha das rotas de evacuação. Por exemplo na aresta que ligam os nós 16 e 62, passou uma maior quantidade de fluxo de pessoas no segundo exemplo do que no primeiro. No primeiro exemplo o tempo total de evacuação e a distância total percorrida por todos os evacuados é menor do que no segundo exemplo, mas a ocupação máxima é maior.

Figura 5.9: Exemplo de solução para Rede-aleatória-n64-a112-r4 (nós de refúgio: 1, 19, 47 e 62) obtida com o CP(19) e custos (tempo = 5, ocupação máxima = 0.85 e distância = 113)



### Rede aleatória com nós de refúgio definidos nos extremos

A Tabela 5.12 mostra os resultados da média da métrica de desempenho *set coverage* da rede aleatória com os nós de refúgio dispostos nos extremos. Tal como em alguns testes anteriores o conjunto de parâmetros que apresenta melhores resultados é o CP(19).

Para uma análise das soluções não dominadas encontradas, a Tabela 5.13 mostra-nos um exemplo de aproximação da frente de Pareto da rede aleatória com os nós de refúgio dispostos nos extremos obtida com o CP(19). Há uma grande diferença do número de respostas

### 5.3. ANÁLISE DE RESULTADOS

Figura 5.10: Exemplo de solução para Rede-aleatória-n64-a112-r4 (nós de refúgio: 1, 19, 47 e 62) obtida com o CP(19) e custos(tempo = 9, ocupação = 0.8, distância = 122)

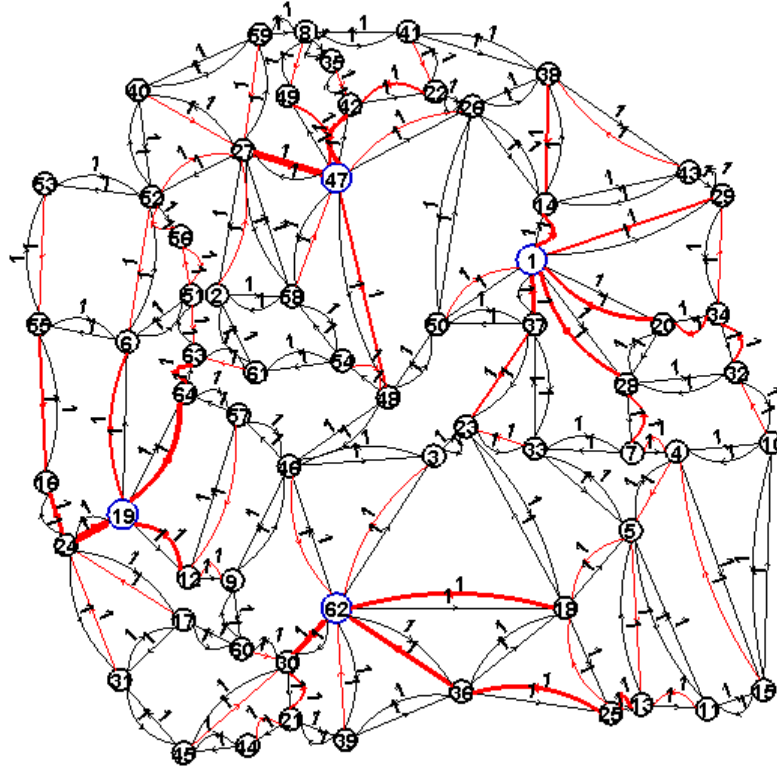


Tabela 5.12: Set coverage para os dados obtidos com a rede Rede-aleatória-n64-a112-r4 com nós de refúgio nos extremos

CP	4	8	12	16	17	18	19	20
4	0	0,41	0,32	0,52	0,71	0,61	0,79	0,62
8	0,27	0	0,32	0,46	0,68	0,55	0,77	0,57
12	0,43	0,49	0	0,58	0,75	0,7	0,8	0,7
16	0,25	0,29	0,28	0	0,6	0,45	0,67	0,5
17	0,1	0,12	0,14	0,18	0	0,24	0,46	0,29
18	0,11	0,18	0,17	0,3	0,49	0	0,61	0,42
19	<b>0,09</b>	<b>0,07</b>	<b>0,1</b>	<b>0,14</b>	<b>0,27</b>	<b>0,18</b>	0	<b>0,25</b>
20	0,15	0,19	0,19	0,27	0,44	0,35	0,53	0

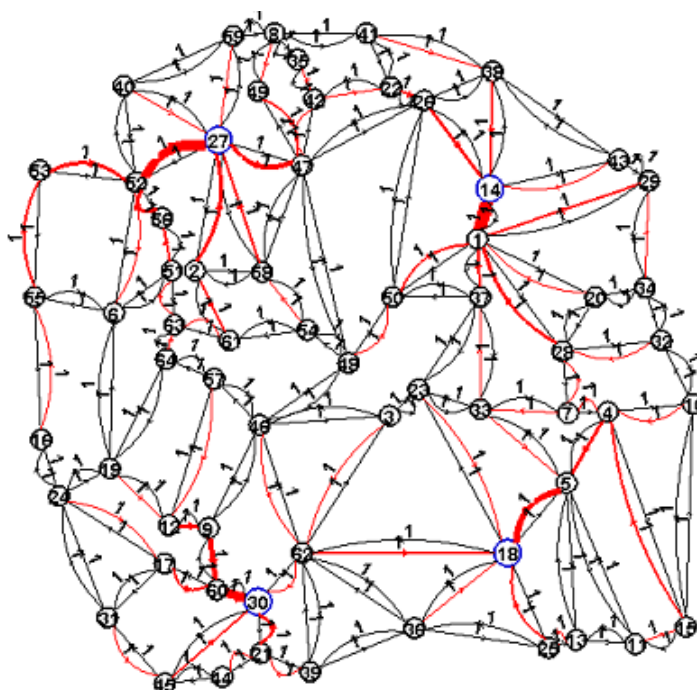
em relação a configuração de rede em malha com os nós de refúgio situados nos extremos não só pelo facto dos nós estarem dispostos de forma diferente, mas também porque, como podemos ver na Figura 5.11, em algumas partes da rede os nós estão mais próximos uns dos outros, noutras partes estão mais afastados. Isto implica que haja maior diversidade tanto na escolha das rotas de evacuação como também na distância percorrida por todos os evacuados e conseqüentemente no tempo total de evacuação. Os custos de ocupação máxima são baixos porque a capacidade dos nós de refúgio considerada foi elevada (ver Anexo A).

Tabela 5.13: Exemplo de aproximação à frente Pareto da Rede-aleatória-n64-a112-r4 com nós de refúgio nos extremos

Nº	Tempo	Ocupação máxima	Distância
1	5	0,05	130
2	6	0,05	126
3	7	0,05	128
4	6	0,05	124
5	5	0,05	125

A Figura 5.11, mostra um exemplo de uma solução da rede aleatória com os nós de refúgio dispostos nos extremos obtido com o CP(19) com as rotas de evacuação.

Figura 5.11: Exemplo de solução para Rede-aleatória-n64-a112-r4 (nós de refúgio: 18, 14, 27 e 30) obtida com o CP(19) e custos (tempo = 5, ocupação máxima = 0.5 e distância = 130)



### 5.3. ANÁLISE DE RESULTADOS

Tabela 5.14: Set coverage para os dados obtidos com a rede Rede-aleatória-n64-a112-r4 com nós de refúgio na periferia

CP	4	8	12	16	17	18	19	20
4	0	0,63	0,41	0,59	0,77	0,75	0,87	0,75
8	0,2	0	0,21	0,39	0,59	0,52	0,66	0,54
12	0,35	0,59	0	0,55	0,74	0,71	0,82	0,72
16	0,2	0,43	0,24	0	0,66	0,52	0,7	0,53
17	0,11	0,27	0,11	0,21	0	0,32	0,51	0,35
18	0,13	0,32	0,13	0,29	0,5	0	0,6	0,42
19	<b>0,07</b>	<b>0,21</b>	<b>0,1</b>	<b>0,18</b>	<b>0,37</b>	<b>0,27</b>	0	<b>0,34</b>
20	0,1	0,31	0,11	0,28	0,49	0,39	0,55	0

#### Rede aleatória com nós de refúgio definidos na periferia

Comparando os resultados obtidos, Tabela 5.14, chega-se à conclusão que o conjunto de parâmetros que apresenta resultados mais promissores é o CP(19) e o CP(4) apresenta os piores resultados.

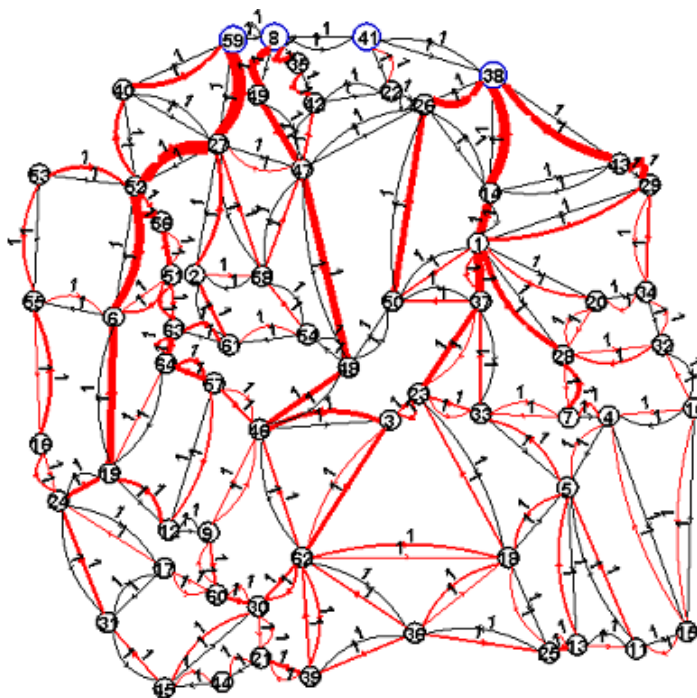
Um exemplo de aproximação da frente de Pareto da rede aleatória com os nós de refúgio dispostos na periferia obtida com o CP(19) é apresentada na Tabela 5.15. Nesta configuração de rede o número de soluções não dominadas encontradas é maior do que nas outras configurações com os nós de refúgio dispostos de forma aleatória e nos extremos, situação idêntica encontrada na rede malha. A explicação é idêntica à da rede malha com os nós de refúgio situados na periferia apesar desta rede não apresentar características retilíneas, em que os nós de refúgio estão muito próximos uns dos outros o que obriga a múltiplas escolhas na definição das rotas de evacuação. Em cada iteração, a distância total percorrida, os valores do tempo total de evacuação e a ocupação máxima dos nós de refúgio tem variam muito, devido às características da rede e neste caso específico devido à disposição dos nós de refúgio.

Tabela 5.15: Exemplo de aproximação à frente Pareto da Rede-aleatória-n64-a112-r4-CP(19) com nós de refúgio na periferia

Nº	Tempo	Ocupação máxima	Distância
1	15	0,06	340
2	16	0,06	328
3	18	0,07	296
4	17	0,08	290
5	13	0,07	297
6	13	0,07	301
7	13	0,06	329
8	12	0,08	301
9	17	0,06	326
10	21	0,06	321

Um exemplo de uma solução não dominada para rede aleatória com os nós de refúgio dispostos na periferia é apresentada na Figura 5.12.

Figura 5.12: Exemplo de solução para Rede-aleatória-n64-a112-r4 (nós de refúgio: 8, 38, 41 e 59) obtida com o CP(19) e custos (tempo = 15, ocupação máxima = 0.06 e distância = 340)



### 5.3.2.3 Análise global dos resultados estatísticos

A partir da definição da métrica *set coverage* (secção 2.3.2) pode-se concluir que, de uma forma geral, o conjunto de parâmetros que produz melhores soluções é o CP(19), ou seja, considerando  $\alpha_t = \{1, 3\}$ ,  $\alpha_o = \{1, 3\}$ ,  $\alpha_L = 3$  e  $\beta = 3$ .

### 5.3.2.4 Análise das aproximações das frentes de Pareto

Fazendo uma análise das aproximações das frentes de Pareto, nas configurações de rede, tanto em malha como aleatória, o número de soluções admissíveis encontradas é maior quando os nós de refúgio estão definidos na periferia. Este tipo de configurações apresenta uma desvantagem em relação às outras configurações porque o tempo total de evacuação e a distância total percorrida são maiores. Isto acontece pelo facto dos nós de refúgio estarem muito próximos uns dos outros e muito distantes da maioria dos nós emissores. As configurações de rede em malha com os nós de refúgio definidos aleatoriamente e nos extremos produziram poucas soluções admissíveis, isto porque, neste tipo de configuração os nós de refúgio estão muito próximos entre si e ainda devido ao facto da rede ter características retilíneas. Todas as rotas de evacuação, apesar das diferenças de percurso, têm distâncias

idênticas.

#### **5.3.2.5 Análise das soluções admissíveis encontradas**

Tirando algumas conclusões acerca do preenchimento dos nós de refúgio e dos fluxos que atravessam a mesma aresta em tempos distintos, nas configurações onde os nós de refúgio estão próximos uns dos outros, existem nós de refúgio que estão mais sujeitos a ultrapassar a sua capacidade do que os outros e conseqüentemente, nas arestas que os ligam há maior fluxo de pessoas. Já nas configurações em que os nós de refúgios estão localizados em pontos extremos da rede note-se que há um certo equilíbrio em termos de preenchimento dos nós de refúgio e de fluxo de pessoas que passam pelas arestas. A Figura 5.6 mostra essa realidade onde se pode verificar que as arestas que ligam os nós de refúgios apresentam muitas semelhanças em termos de fluxo de pessoas que as atravessaram. Nas configurações onde os nós de refúgio se situam na periferia, pode-se concluir que:

- O tempo que demora a evacuar as pessoas em risco é maior, como seria expectável.
- Há maior fluxo de pessoas nas arestas próximas aos refúgios devido a uma maior convergência das pessoas para estas arestas ao longo do processo de evacuação.
- O preenchimento de todos os nós de refúgio pode proceder-se de forma equilibrada, tendência essa apresentada em todas as soluções admissíveis encontradas nos testes realizados. Voltando ao problema da evacuação e tendo em conta a especificidade dos exemplos apresentados, dependendo do tempo da chegada da onda, pode-se concluir que neste tipo de configuração a probabilidade de salvar o maior número de pessoas possível diminui, visto que, a distância total a percorrer por todos evacuados é maior, logo, o tempo máximo de evacuação também é maior.

#### **5.3.3 Análise global dos resultados das redes normalizadas**

Estes tipos de configurações dão-nos uma ideia geral do que poderá acontecer numa situação de emergência real e permite-nos tirar ilações de como agir, gerir e prevenir os diversos tipos de catástrofes que afetam a sociedade. Os resultados obtidos nas simulações, como seria expectável, demonstram uma certa credibilidade ao ponto de analisarmos o comportamento do algoritmo perante uma situação de emergência. O algoritmo estuda o movimento dos evacuados no espaço disponível (rotas de fuga) em direção às zonas seguras e permite-nos fazer uma análise prática das variações de tempos de evacuação e distâncias percorridas nas diferentes configurações de rede. A análise de risco e o impacto nessas configurações de rede ajudará na construção e na simulação de planos de evacuação em áreas de alto risco, como por exemplo a cidade de Faro. O risco e a análise subsequente servirão igualmente para afinar uma rede de rotas e abrigos existentes, com vista a otimização posterior.

A seguir vamos apresentar os resultados experimentais utilizando cenários que motivaram a realização deste trabalho. Nestes cenários são apresentadas redes que, essencialmente, representam zonas urbanas em risco, tais como a cidade de Faro.

## 5.4 Casos práticos - casos de estudo

Dois casos práticos são conduzidos neste trabalho para resolver um problema de evacuação: um sobre uma rede com o formato de uma “meia lua” (ver Figura 5.13) que representa zonas características da região do Algarve e outro, mais especificamente, sobre a rede urbana de Faro (ver Figura 5.15). Para esses casos, a rede é representada pelos nós (zonas) e pelas arestas (ruas) que dão acesso a essas zonas. Os nós definem as zonas de risco e as zonas mais prováveis para serem de refúgio numa situação de emergência. Para reduzir a complexidade do modelo, as zonas são consideradas macros e as coordenadas dos centróides das zonas de refúgio foram consideradas como sendo as suas localizações.

Foram adotados para este estudo de planeamento de evacuação duas abordagens. Na primeira abordagem, como referido anteriormente, uma pré-definição dos centros de refúgio foram estudadas. Depois, numa segunda abordagem, o modelo de otimização multiobjetivo (MOP) foi resolvido aplicando o algoritmo *MOACO*.

### 5.4.1 Análise dos resultados utilizando uma rede em “meia lua”.

O algoritmo também foi aplicado a uma rede com formato “meia lua” (Figura 5.13). É uma rede que tem características muito semelhantes a muitas áreas urbanas da região do Algarve, essencialmente situadas no litoral. São zonas que apresentam riscos em relação a atividade sísmica. O conjunto de parâmetros utilizado foi o CP(19), visto que, foi o que produziu melhores soluções nos testes anteriores. Os nós de refúgio (20, 43, 50, 56, 57, 60, 66, 67, 77 e 81) estão localizados de forma aleatória.

O objetivo é ver como é que o algoritmo comporta perante este tipo de redes. Os dados da rede estão apresentados no Anexo A.

A Tabela 5.16 mostra todas as soluções não dominadas da **Rede-meia-lua**. Para este tipo de configurações de rede, devido ao facto de representarem zonas de tamanho grande, o algoritmo produz várias soluções admissíveis. Os tempos de evacuação e as distâncias máximas percorridas são elevadas porque o número de nós de refúgios é muito reduzido em relação aos nós emissores e a população considerada (28831). Isto faz com que as pessoas percorram distâncias maiores para chegarem aos nós de refúgio logo o tempo total de evacuação também aumenta. Os valores da ocupação dos nós de refúgio dependem do número de pessoas a evacuar, do número de nós de refúgio e da capacidade dos mesmos.

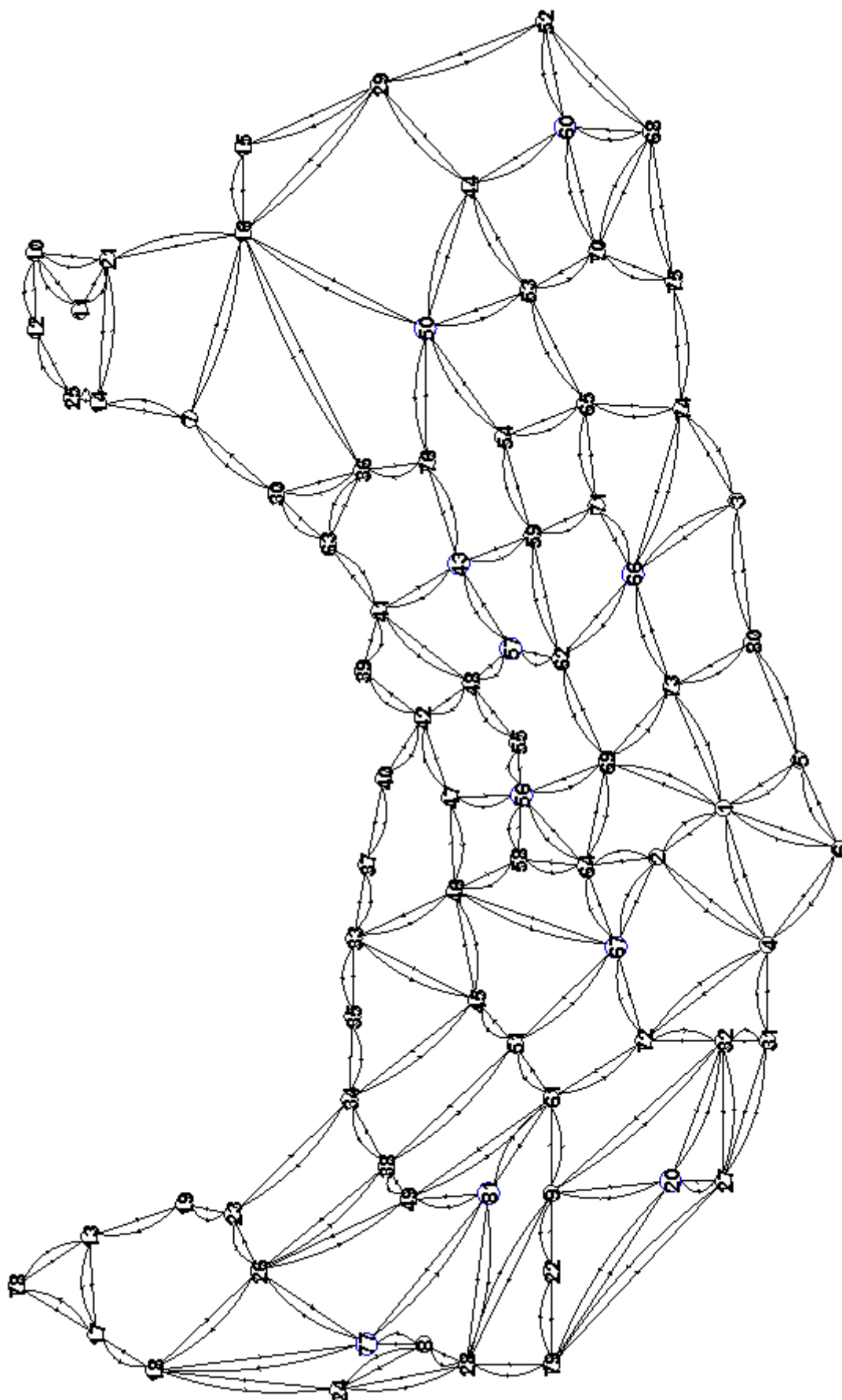
A Figura 5.14 mostra um exemplo de um plano de evacuação com as rotas de evacuação



## 5.4. CASOS PRÁTICOS - CASOS DE ESTUDO

---

Figura 5.13: Rede-meia-lua-n81-a294-r10 (nós de refúgio: 20, 43, 50, 56, 57, 60, 66, 67, 77 e 81)



para a rede “meia lua”.

Sendo uma rede complexa e com poucos nós de refúgios (10) definidos de forma aleatória, este tipo de redes apresentam tempos de evacuação e distâncias percorridas por todos os evacuados elevados. Neste tipo de redes, a probabilidade de alguns nós de refúgio ultrapassarem os 100% de ocupação máxima é grande. Isto porque, há situações em que um número elevado de pessoas pertencentes a diferentes nós de origem podem convergir para o nó mais próximo, tendo em conta a menor distância a ser percorrida.

Na secção seguinte serão apresentados os resultados experimentais da rede urbana de Faro.

### 5.4.2 Análise dos resultados utilizando a rede urbana de Faro

A rede urbana de Faro constituiu uma das motivações para a realização deste trabalho. A cidade de Faro é considerada uma zona com elevado risco sísmico [21].

Dentro do procedimento básico do planeamento de evacuação (Capítulo 1), foram citadas as principais fases que incluem a definição da estrutura da rede e suas características, uma previsão do tráfego gerado pela população a ser evacuada, a definição do local ou locais seguros para os quais a população se deve dirigir e, conseqüentemente, as melhores rotas para chegar a estes locais.

Essa rede foi construída a partir de dados geográficos e geológicos obtidos por Censos realizados no ano de 2001. O número total de pessoas existentes na cidade é de 28831, para definir as melhores rotas independentes nesta evacuação aplicou-se o algoritmo desenvolvido neste trabalho. Tendo-se definido as melhores rotas, o planeamento de evacuação vai depender da distribuição da quantidade total de pessoas a evacuar, que deve ser feita de acordo com o procedimento definido em 4, em que se procura distribuir o fluxo de modo a minimizar o tempo total de evacuação dependendo das características do evento.

Pretende-se mostrar os resultados obtidos tendo em vista a elaboração de um plano de evacuação para a zona urbana de Faro, considerando cenários reais de evacuação:

1. Supondo a ocorrência de um terremoto seguido de uma onda de tsunami com alturas de 10, 15 e 20 metros. Nestes tipos de cenário, o conjunto dos nós de refúgio,  $R$ , estão situados nas áreas em que a altitude seja maior que a altura da onda,  $H$ .
2. Considerando um caso real onde não conhecendo o tipo de cenário *à priori*, pretende-se elaborar um plano de evacuação considerando as características gerais da cidade de Faro.

Para que um plano de evacuação seja eficiente, é importante que, previamente, se saiba qual a população que está em risco e que esta tenha conhecimento sobre que rota deve ser utilizada a partir de que tempo deve sair após ter sido dado o alerta de evacuação. É de extrema

## 5.4. CASOS PRÁTICOS - CASOS DE ESTUDO

Figura 5.14: Exemplo de solução para a Rede-meia-lua (nós de refúgio: 20, 43, 50, 56, 57, 60, 66, 67, 77 e 81) com custos (tempo = 998, ocupação = 0,158 e distância = 30251)

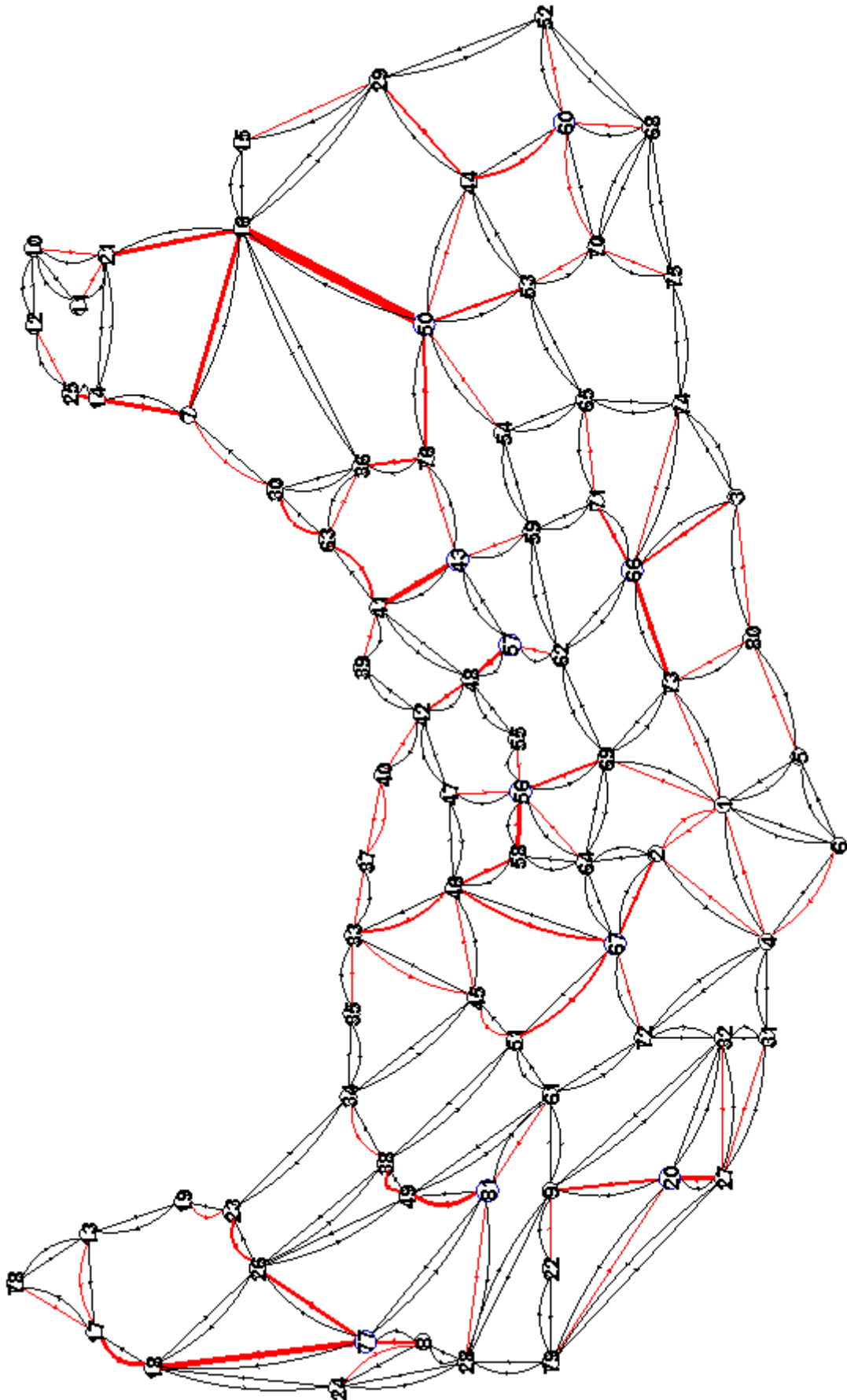
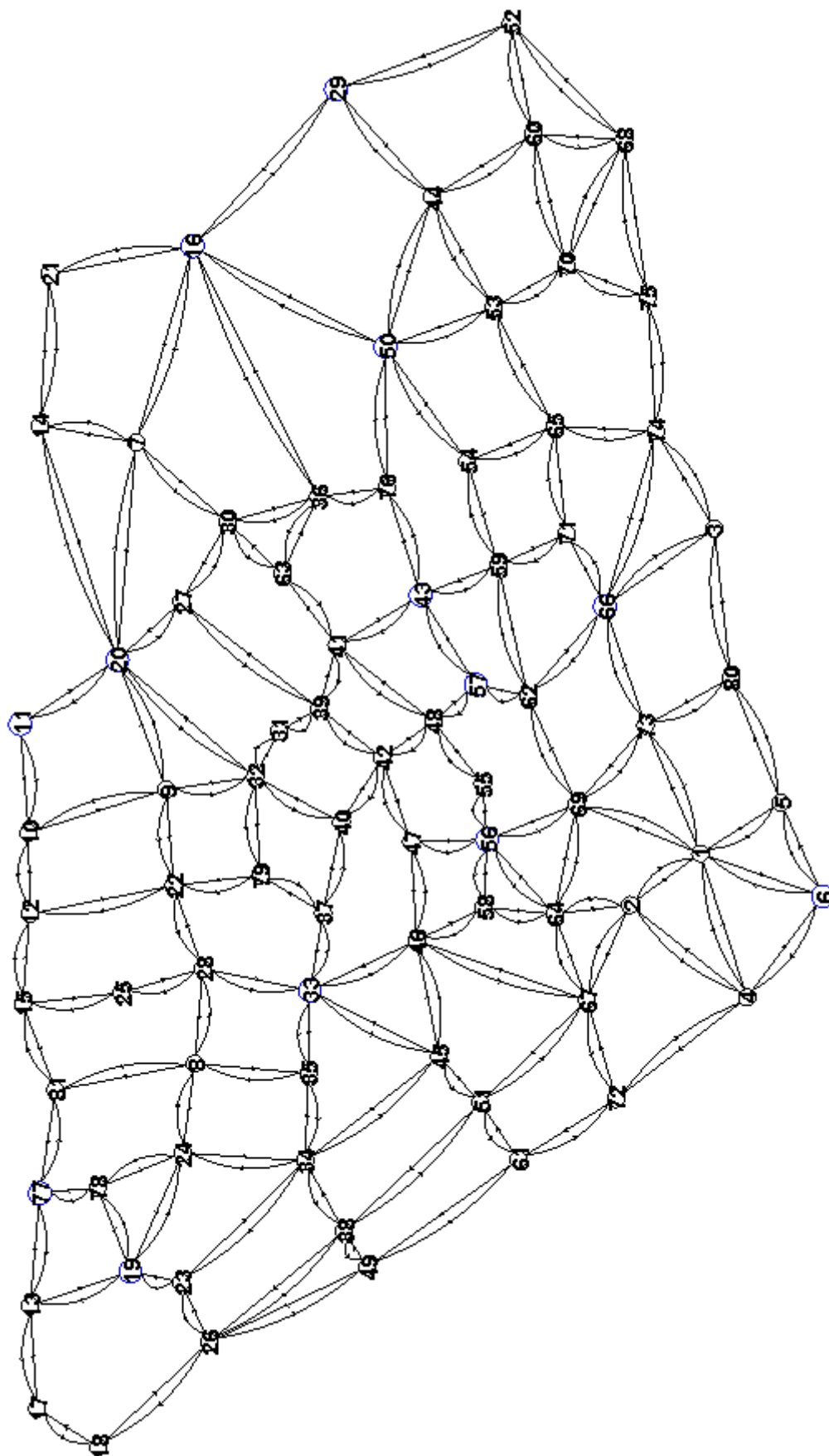


Figura 5.15: Rede-Faro-n81-a294-r13



## 5.4. CASOS PRÁTICOS - CASOS DE ESTUDO

---

importância que uma simulação de evacuação seja providenciada em regiões consideradas de risco para que as pessoas se consciencializem da forma de evacuação e como proceder em tal situação, principalmente quanto ao momento de se dirigirem às rotas de evacuação.

Tal como nos estudos preliminares, este plano de evacuação minimiza: o tempo total de evacuação, a percentagem máxima de ocupação dos nós de refúgio e a distância total percorrida por todos os evacuados. Para esta rede, foi utilizado o CP(19), visto que como já foi referido, este apresentou melhores resultados nos testes anteriores.

### 5.4.2.1 Rede urbana de Faro considerando a ocorrência de um tremor de terra seguido de uma onda de tsunami de 10 metros

A Tabela 5.17 mostra a solução não dominada da **Rede-Faro-n81-a294-r77** para uma onda de 10 metros.

Tabela 5.17: Solução não dominada para a Rede-Faro-n81-a294-r77-CP(19) considerando uma onda de 10 metros.

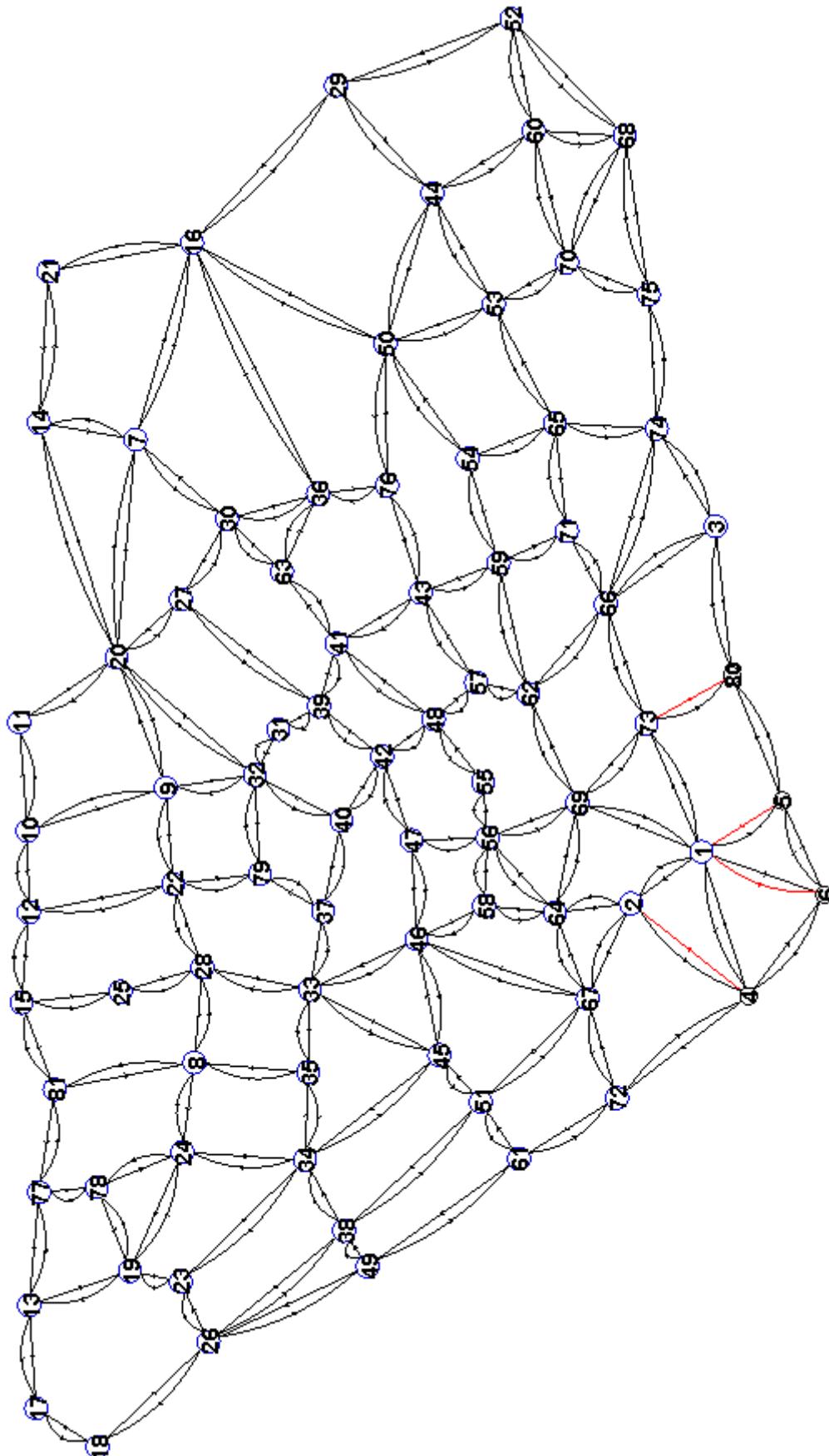
Nº	Tempo	Ocupação máxima	Distância
1	134	0,057	834

Um exemplo de um plano de evacuação representando as rotas de evacuação da rede urbana de Faro para uma onda de 10 metros está representada na Figura 5.16. Os valores obtidos para a ocupação dos nós de refúgio revelaram-se baixos devido a existência de poucas pessoas a evacuar e a área afetada representa uma pequena parte da rede. Nesta situação, se a diferença entre o alerta do tsunami e a chegada da onda for elevada toda a população estará certamente salva.

### 5.4.2.2 Rede urbana de Faro considerando a ocorrência de um tremor de terra seguido de uma onda de tsunami de 15 metros

A Tabela 5.18 mostra as soluções não dominadas da **Rede-Faro-n81-a294-r77** para uma onda de 15 metros. Há uma grande diferença do número de respostas em relação ao cenário anterior porque a área de afetação é maior, há um maior número de refúgios que podem ser escolhidos o que implica uma maior diversidade na escolha das rotas de evacuação.

Figura 5.16: Exemplo de solução para a Rede-Faro-n81-a294-r77 para uma onda de 10 metros obtida com o CP(19)



## 5.4. CASOS PRÁTICOS - CASOS DE ESTUDO

---

Tabela 5.18: Soluções não dominadas da Rede-Faro-n81-a294-r62-CP(19) para uma onda de 15 metros

Nº	Tempo	Ocupação máxima	Distância
1	306	0,057	5159
2	264	0,059	5138
3	250	0,057	5466
4	221	0,059	5409
5	264	0,059	5175
6	250	0,059	5218
7	233	0,078	5391
8	250	0,059	5308
9	250	0,079	5133
10	252	0,057	5432
11	221	0,079	5280

A Figura 5.17 mostra um exemplo de um plano de evacuação com as rotas de evacuação da rede urbana de Faro para uma onda de 15 metros. Já neste tipo de cenário a dificuldade no salvamento de toda a população é maior independentemente do tempo entre o alerta do tsunami e a chegada da onda. Há mais população a evacuar, mais distâncias a percorrer, aumento do conflito de fluxos e os tempos de evacuação também aumentam.

### 5.4.2.3 Rede urbana de Faro considerando a ocorrência de um tremor de terra seguido de uma onda de tsunami de 20 metros

As soluções não dominadas da **Rede-Faro-n81-a294-r41** para uma onda de 20 metros são mostradas na A Tabela 5.19. Neste tipo de cenário o número de respostas é ainda maior do que no cenário de uma onda de 15 metros. Os número de nós de refúgio diminui, mas há maior número de nós de refúgio disponíveis para receber evacuados o que aumenta a aleatoriedade na escolha das rotas de evacuação. Neste tipo de cenário há grandes conflitos de fluxos, visto que, para além de ser uma rede grande a quantidade de pessoas a evacuar também é grande as distâncias percorridas são elevadíssimas e consequentemente o tempo total de evacuação também é elevada. Tudo esses fatores dificultam muito o processo de evacuação e a probabilidade de salvar todos os evacuados e pequena.

A Figura 5.18 mostra um exemplo de um plano de evacuação com as rotas de evacuação da rede urbana de Faro para uma onda de 20 metros.

Respondendo à questão “Qual o comportamento do algoritmo para diferentes tipos de cenários?”, verificamos que, para este tipo de cenário, quanto maior é a altura da onda, menor é o número de refúgios disponíveis para alojar as pessoas; o número de soluções admissíveis aumenta; a distância total percorrida aumenta, o tempo de evacuação e a ocupação dos nós de refúgios também aumentam, visto que o número de pessoas a evacuar também aumentam e a área afetada pela onda é maior em relação aos outros tipos de cenário anteriormente

Tabela 5.16: Soluções não dominadas da Rede-meia-lua-n81-a294-r10

<b>Nº</b>	<b>Tempo</b>	<b>Ocupação máxima</b>	<b>Distância</b>
<b>1</b>	998	0,158	30251
<b>2</b>	648	0,165	29209
<b>3</b>	883	0,155	31286
<b>4</b>	805	0,159	28417
<b>5</b>	521	0,173	26887
<b>6</b>	547	0,226	25281
<b>7</b>	762	0,162	25892
<b>8</b>	590	0,173	25867
<b>9</b>	619	0,180	25400
<b>10</b>	619	0,199	25295
<b>11</b>	542	0,173	26488
<b>12</b>	435	0,184	25651
<b>13</b>	479	0,198	25376
<b>14</b>	463	0,227	25321

Tabela 5.19: Soluções não dominadas da Rede-Faro-n81-a294-r41-CP(19) para uma onda de 20 metros

<b>Nº</b>	<b>Tempo</b>	<b>Ocupação máxima</b>	<b>Distância</b>
<b>1</b>	827	0,106	17708
<b>2</b>	478	0,129	17171
<b>3</b>	479	0,114	17509
<b>4</b>	618	0,123	17379
<b>5</b>	459	0,183	16891
<b>6</b>	775	0,153	16324
<b>7</b>	745	0,303	16338
<b>8</b>	522	0,145	16584
<b>9</b>	515	0,157	16396
<b>10</b>	478	0,150	16769
<b>11</b>	752	0,123	17127
<b>12</b>	478	0,158	16450
<b>13</b>	662	0,123	17207
<b>14</b>	510	0,126	16890
<b>15</b>	608	0,137	16733
<b>16</b>	564	0,176	16348



## 5.4. CASOS PRÁTICOS - CASOS DE ESTUDO

Figura 5.17: Exemplo de solução para a Rede-Faro-n81-a294-r62-CP(19) para uma onda de 15 metros com custos (tempo = 306, ocupação máxima = 0.057 e distância = 5159)

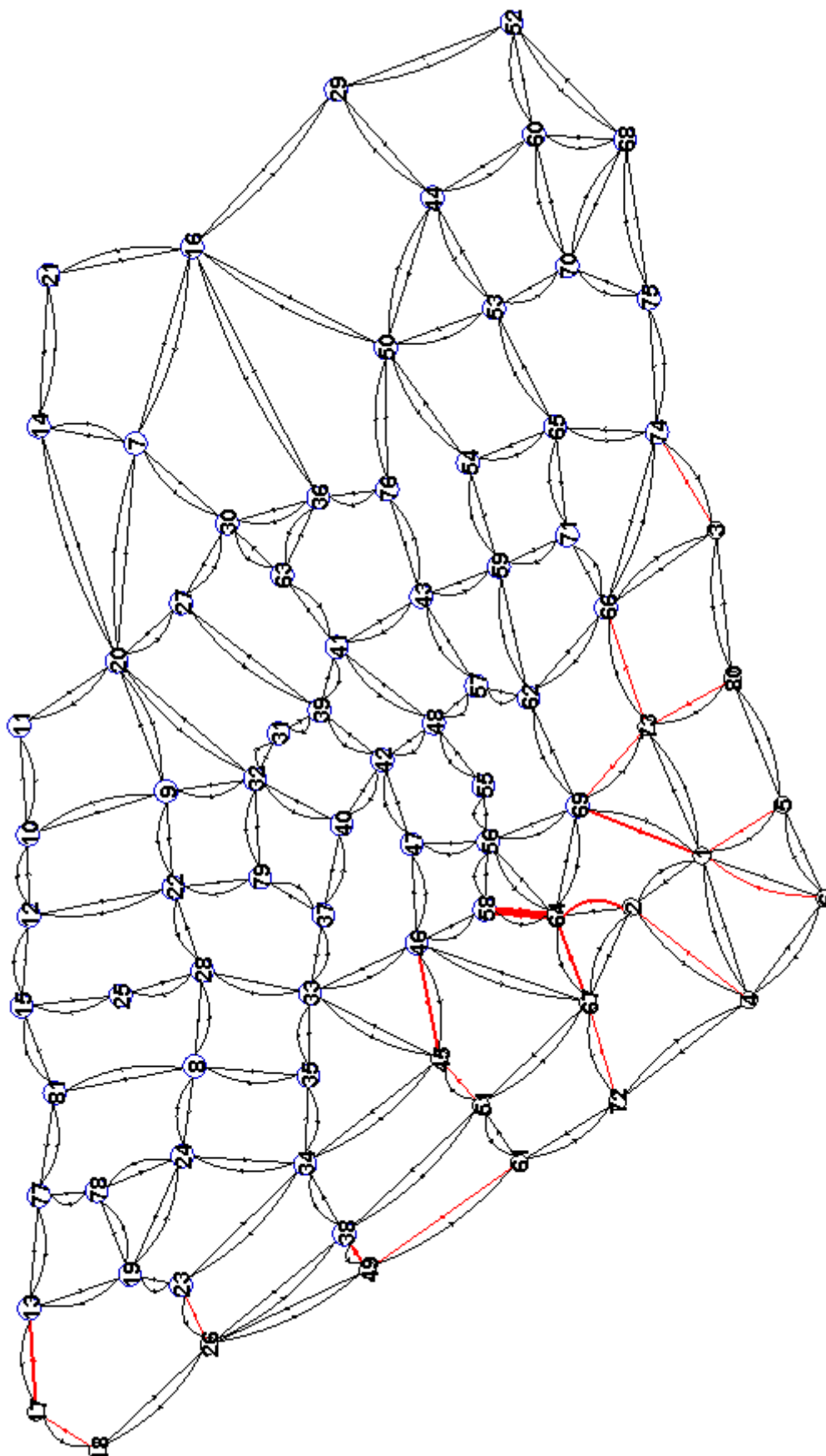
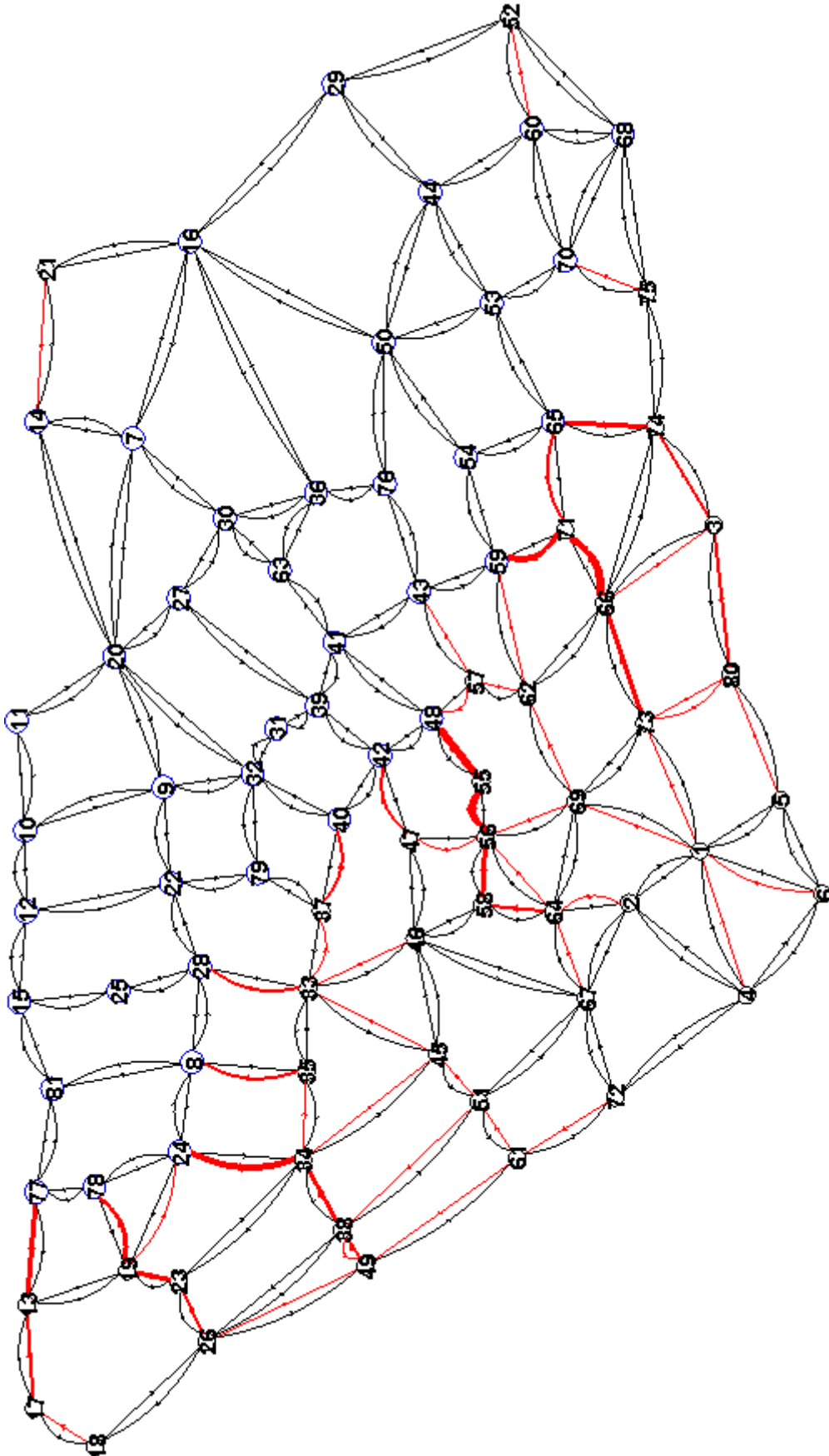


Figura 5.18: Exemplo de solução para a Rede-Faro-n81-a294-r41-CP(19) para uma onda de 20 metros com custos (tempo = 827, ocupação = 0.106 e distância = 17708)



estudados.

#### 5.4.2.4 Rede urbana de Faro generalizada

A aproximação à frente de Pareto mostrada na Tabela 5.20 mostra que o algoritmo constrói várias soluções não dominadas (14 soluções) para o caso específico da rede urbana de Faro. Qualquer uma das soluções pode ser utilizada num processo de evacuação, visto que, todas são consideradas admissíveis.

Nesta Tabela em particular, as soluções estão organizadas lexicograficamente do menor para o maior dando prioridade à ocupação máxima dos nós de refúgio. Vamos imaginar, por exemplo, um cenário em que uma onda de tsunami demora 316 unidades de tempo para chegar a costa de Faro. As soluções que podiam servir no processo de evacuação seriam: 8, 9, 11 e 14 (ver Tabela 5.20).

Tabela 5.20: Soluções não dominadas da Rede-Faro-n81-a294-r13-CP(19)

Nº	Ocupação máxima	Distância	Tempo
1	0.135	20324	440
2	0.135	20432	365
3	0.137	20783	358
4	0.139	19960	339
5	0.139	20591	358
6	0.142	19628	339
7	0.143	19885	317
8	0.148	19856	312
9	0.149	19731	312
10	0.152	19387	339
11	0.153	19374	312
12	0.156	19195	317
13	0.157	19133	317
14	0.176	19367	312

Seguidamente, das 14 soluções admissíveis encontradas, é apresentado um exemplo de um plano de evacuação para a cidade Faro (ver Tabela 5.21 ). No plano estão identificadas as rotas de evacuação de todos os nós emissores para um nó de refúgio. Dando um exemplo de uma rota de evacuação, as pessoas que estão no nó 61 têm que passar primeiro pelo nó 51 depois pelo nó 45 até chegarem ao nó de refúgio 33 (61 -> 51 -> 45 -> 33). Esta análise é a mesma para as outras rotas de evacuação.

Vamos mostrar na Figura 5.19 um exemplo de uma solução para a rede urbana de Faro com as rotas de evacuação identificadas de cor vermelha, conforme já foi referido anteriormente.

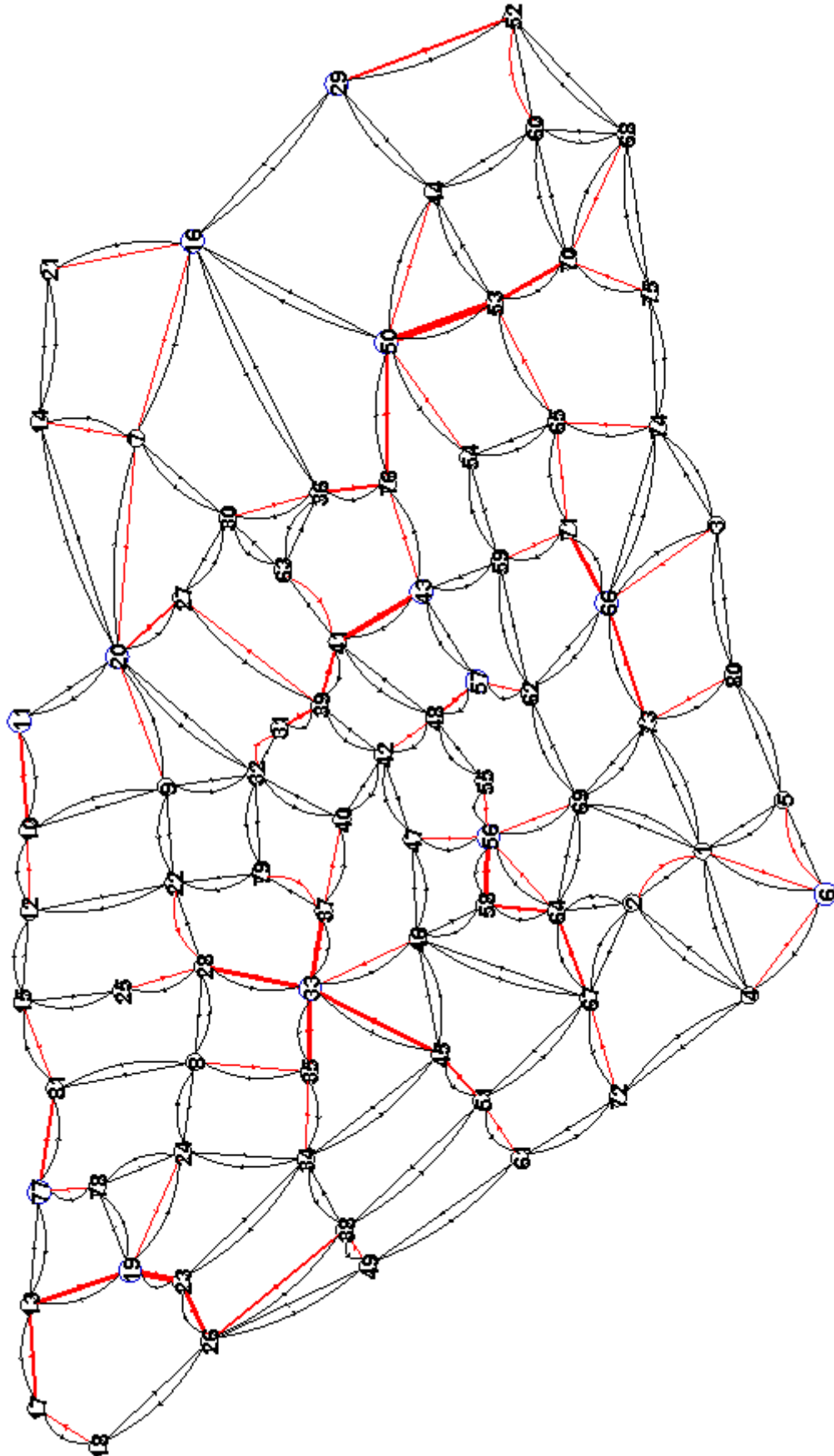
Com base nos testes realizados e nos resultados obtidos observou-se que o desempenho do algoritmo depende: do tamanho da rede, do número de pessoas a evacuar, da configuração

Tabela 5.21: Exemplo de um plano de evacuação para a rede urbana de Faro

<b>Exemplo de um plano de evacuação para a rede urbana de Faro</b>		
1 -> 6	30 -> 36 -> 76 -> 50	58 -> 56
2 -> 1 -> 6	31 -> 39 -> 41 -> 43	59 -> 71 -> 66
3 -> 66	32 -> 31 -> 39 -> 27 -> 20	60 -> 52 -> 29
4 -> 6	34 -> 35 -> 33	61 -> 51 -> 45 -> 33
5 -> 6	35 -> 33	62 -> 57
7 -> 16	36 -> 76 -> 50	63 -> 41 -> 43
8 -> 35 -> 33	37 -> 33	64 -> 56
9 -> 20	38 -> 26 -> 23 -> 19	65 -> 53 -> 50
10 -> 11	39 -> 41 -> 43	67 -> 64 -> 58 -> 56
12 -> 10 -> 11	40 -> 37 -> 33	68 -> 70 -> 53 -> 50
13 -> 19	41 -> 43	69 -> 56
14 -> 7 -> 20	42 -> 48 -> 57	70 -> 53 -> 50
15 -> 81 -> 77	44 -> 50	71 -> 66
17 -> 13 -> 19	45 -> 33	72 -> 67 -> 64 -> 58 -> 56
18 -> 17 -> 13 -> 19	46 -> 33	73 -> 66
21 -> 16	47 -> 56	74 -> 65 -> 71 -> 66
22 -> 28 -> 33	48 -> 57	75 -> 70 -> 53 -> 50
23 -> 19	49 -> 38 -> 26 -> 23 -> 19	76 -> 43
24 -> 19	51 -> 45 -> 33	78 -> 77
25 -> 28 -> 33	52 -> 29	79 -> 37 -> 33
26 -> 23 -> 19	53 -> 50	80 -> 73 -> 66
27 -> 20	54 -> 50	81 -> 77
28 -> 33	55 -> 50	

#### 5.4. CASOS PRÁTICOS - CASOS DE ESTUDO

Figura 5.19: Exemplo de solução para a Rede-Faro-n81-a294-r13-CP(19) com custos (tempo = 365, ocupação = 0.135 e distância = 20432)



da rede e da disponibilidade dos nós de refúgio, do número de nós emissores e do tipo de cenário.

Depois de ter feita uma análise dos resultados obtidos, vamos apresentar no próximo Capítulo as conclusões e trabalhos futuros.

# Capítulo 6

## Conclusões e trabalhos futuros

Determinar como distribuir as pessoas para as áreas seguras disponíveis é uma das principais tarefas no planejamento de evacuação, perante uma situação de emergência.

Este projeto propôs uma abordagem em três fases para o planejamento de evacuação: fase I detecção, decisão e notificação do acontecimento; fase II tempo de preparação para a evacuação; fase III tempo de resposta. Durante o desenvolvimento do projeto foi destacado que, na fase III, diferentes fatores podem ser simultaneamente otimizados a fim de alcançar o melhor padrão de distribuição das pessoas para as áreas seguras. Destes, a distância total percorrida, o tempo total de evacuação e a ocupação máxima das áreas seguras foram considerados para o problema de otimização em causa.

Verificou-se, então, que uma contribuição para o planejamento de evacuação para uma situação de emergência seria o desenvolvimento de um método de alocação de rotas, o qual, dada uma rede urbana em risco, definisse as melhores rotas para evacuar a população o mais rápido possível salvaguardando a segurança e a sobrevivência da população afetada. Três funções objetivo a serem minimizadas foram definidas: tempo total de evacuação, percentagem máxima de ocupação dos nós de refúgio e distância total percorrida por todos os evacuados. Perante o POM, optou-se por aplicar um método baseado nos algoritmos ACO para a construção das soluções do problema. A escolha do ACO deve-se ao seu enorme potencial na escolha de caminhos mais curtos.

### 6.1 Considerações sobre o método proposto

O método proposto, conforme testes realizados, mostrou-se eficiente na definição das rotas de evacuação que impliquem a utilização do menor tempo e distância possíveis, bem como, os critérios de afetação. Os testes demonstraram ainda que, o algoritmo *MOACO* é escalável em relação ao número de pessoas a evacuar e ao tamanho da rede de evacuação. No planejamento de evacuação estamos sempre à espera de atingir um plano ideal. Apesar de ser uma tarefa considerada NP-duro, provou-se que a função heurística utilizada na formulação do

problema, conforme referido na Secção 3.2, foi um factor preponderante na escolha de rotas admissíveis, como seria espectável.

Apesar do método não usar da distribuição de fluxos em rotas que se intersectam, há sempre a prioridade em utilizar rotas com os menores tempos de viagem. Uma forma de evitar congestionamentos e tumultos durante a evacuação é garantir a propriedade FIFO, ou seja, os primeiros a chegar num determinado nó são os primeiros a sair desse nó, este processo continua até a chegada ao nó de destino. O algoritmo faz o uso desta propriedade o que viabiliza ainda mais o método proposto e consequentemente a fiabilidade da solução do problema.

Considera-se assim, que a contribuição principal deste trabalho está no desenvolvimento do algoritmo proposto e que, este pode ser aplicado não só para a atribuição de melhores rotas numa situação de emergência como também pode ser estendido a outras áreas urbanas e a outros tipos de eventos.

### **6.2 Trabalhos futuros**

Tendo em conta os vários problemas que o planeamento de evacuação pode proporcionar (comportamento dos evacuados e controlo de tráfego), o método proposto é assunto para futuras pesquisas. Além disso, mais trabalhos podem ser realizados para a mobilização simultânea dos grupos de evacuados, simulação/decisão ao longo do tempo, divisão dos fluxos, uso de otimizadores locais potenciando o aparecimento de métodos híbridos. A utilização de um otimizador local pode representar uma boa alternativa para aumentar a qualidade das soluções, ou seja, serve para definir melhores rotas dos quais o algoritmo não é capaz de melhorar. Ajuste automático dos parâmetros por forma a que o algoritmo se adapte aos melhores parâmetros na escolha das melhores rotas de evacuação durante a sua execução. A construção de um método híbrido pode ser adaptada ao algoritmo para resolver os inúmeros problemas com que os decisores se deparam no planeamento de evacuação de emergência, como por exemplo, a escolha de destinos e trajetos simultaneamente, ou seja, incorporar ao algoritmo o simulador de fluxos.



# Bibliografia

- [1] D.. Alexander. *Principles of Emergency Planning and Management*. Oxford University Press., 2002.
- [2] S. Alexander and S. M. James. Multi-objective evacuation routing in transportation networks. *European Journal of Operational Research*, 198:435–446, 2009.
- [3] S. Algers, E. Bernauer, M. Boero, L. Breheret, C. D. Taranto, M. Dougherty, K. Fox, and J. F. Gabard. *Review of micro-simulation models*. SMARTTEST Project Deliverable, 1997.
- [4] KLD Associates. Formulations of the DYNEV and I-DYNEV traffic simulation models used in ESF. *Federal Emergency Management Agency, Washington, D C*, 1984.
- [5] S. C. M. C. Barrico. *Optimização Evolucionária Multi-Objectivo em Ambientes Incertos - Pesquisa de Soluções Robustas*. PhD thesis, Departamento de Engenharia Electrotécnica e de Computadores Faculdade de Ciências e Tecnologia Universidade de Coimbra, 2007.
- [6] R. Bellman. On a routing problem. *Quarterly of Applied Mathematics*, 16:87–90, 1958.
- [7] B. Bullnheimer, R. F. Hartl, and C. Strauss. An improved ant system algorithm for the vehicle routing problem. *Operations Research*, 1999.
- [8] B. Bullnheimer, R.F. Hartl, and C. Strauss. *A new rank based version of the Ant System - a computational study*. Institute of Management Science, University of Vienna, 1997.
- [9] P. Cardoso. *Ant Colony Algorithms for Multiple Objective Combinatorial Optimization, Application to the Minimum Spanning Trees Problems*. PhD thesis, Universidade de Sevilha, December 2006.
- [10] P. Cardoso, M. Jesus, and A. Márquez. MONACO - multi-objective network optimization based on an ACO. In *X Encuentros de geometria Computacional, University of Seville, Sevilla, Spain*, 2003.

- 
- [11] A. Chan and A. A. Freitas. A new ant colony algorithm for multi-label classification with applications in bioinformatics. *Proceedings of the 8th annual conference on genetic and evolutionary computation (GECCO)*, pages 27–34, 2006.
- [12] R. Church and R. Sexton. *Modeling Small Area Evacuation: Can Existing Transportation Infrastructure Impede Public Safety?* University of California Santa Barbara, National Center for Geographic Information and Analysis, Vehicle Intelligence and Transportation Analysis Laboratory, 2002.
- [13] J. Clímaco, J. Craveirinha, and M. Pascoal. A bicriterion approach for routing problems in multimedia networks. *Networks*, 41:206–220, 2003.
- [14] A. Colorni, M. Dorigo, V. Maniezzo, and M. Trubian. Ant system for job-shop scheduling. *JORBEL- Belgian Journal of Operations Research, Statistics and Computer Science*, 34:39–53, 1994.
- [15] T. J. Cova and R. L. Church. Modelling community evacuation vulnerability using gis. *International Journal of Geographical Information Science*, 11:763–784, 1997.
- [16] T. J. Cova and J. P. Johnson. Microsimulation of neighborhood evacuations in the urban wildland interface. *Environment and Planning*, 34:2211–2229, 2002.
- [17] T. J. Cova and P. J. Justin. A network flow model for lane-based evacuation routing. *Transactions Research*, 37:579–604, 2003.
- [18] F. Cruz and J. M. Smith. The buffer allocation problem for general finite bufferqueueing networks. *IIE Transactions*, 37:343–365, 2005.
- [19] G. Di Caro and M. Dorigo. Antnet: distributed stigmergetic control for communications networks. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 9:317–365, 1998.
- [20] R. Dias, J. Cabral, and P. Terrinha. Sismotectónica da região de Faro. pages 11–18, Faro, 1999.
- [21] R. P. Dias. *Neotectónica da Região do Algarve*. Tese de doutoramento, Faculdade de Ciências, Universidade de Lisboa, Lisboa, 2001.
- [22] E. W Dijkstra. A note on two problems in connexion with graphs. *Numerische matematik*, 1:395–412, 1959.
- [23] M. Dorigo and C. Blum. Ant colony optimization theory: A survey. *Theoretical Computer Science*, 344:243–278, 2005.
- [24] M. Dorigo, D. G. Caro, and L. M. Gambardella. Ant algorithms for discrete optimization. *Artificial Life*, 5:137–172, 1999.

- [25] M. Dorigo, V. Maniezzo, and A. Colorni. *Positive feedback as a search strategy*. Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano, Italy, 1991.
- [26] M. Dorigo and T. Stützle. *Ant Colony Optimization*. Bradford Books, 2004.
- [27] M. Dorigo, Maniezzo V., and A. Colorni. Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 26:29–41, 1996.
- [28] J. Etcheberry. The set covering problem: a new implicit enumeration algorithm. *Operational Research*, 25:760–77, 1977.
- [29] C. Fonseca and P. Fleming. On the performance assessment and comparison of stochastic multiobjective optimizers. In *Parallel Problem Solving from Nature - PPSN IV, Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag*, 1996.
- [30] L. M. Gambardella and M. Dorigo. *Ant-Q: a reinforcement learning approach to the travelling salesman problem*. Morgan Kaufmann Publishers, proceedings of the 12th international conference on machine learning edition, 1995.
- [31] L. M. Gambardella and M. Dorigo. Solving symmetric and asymmetric TSP by ant colonies. In *Proceedings of the 1996 IEEE International Conference on Evolutionary Computation, T. Baeck et al., Eds., IEEE Press*, pages 622–627, 1996.
- [32] L. M. Gambardella and M. Dorigo. *An Hybrid Ant System for the Sequential Ordering Problem*. Tech. Rep. No. IDSIA 97-11, IDSIA, Lugano, Switzerland, 1997.
- [33] M. Geis and M. Middendorf. An ant colony optimizer for melody creation with baroque harmony. *Proceedings of the 2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pages 461–468, 2007.
- [34] A. Hobeika and C. Kim. Comparison of traffic assignments in evacuation modeling. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 45:192–198, 1998.
- [35] S. Iredi, D. Merkle, and M. Middendorf. Bi-criterion optimization with multi colony ant algorithms. In: *Proc. First International Conference on Evolutionary Multi-criterion Optimization (EMO' 01), Lecture Notes in Computer Science 1993*, pages 359–352, 2001.
- [36] R. Jain and J. M. Smith. Modeling vehicular traffic flow using m/g/c/c state dependent queueing models. *Transportation Science*, 31:97–106, 1997.
- [37] L. Kerbache and J. M. Smith. Multi-objective routing within large scale facilities using open finite queueing networks. *European Journal of Operations Research*, 121:105–123, 2000.

- 
- [38] M. Lindell. Emblem2: An empirically based large scale evacuation time estimate model. *Transportation Research Part A*, 42:140–154, 2008.
- [39] M. Lindell, J. Lu, and C. Prater. Household decision making and evacuation in response to hurricane lili. *Natural Hazards Review*, 6:171, 2005.
- [40] M. Lindell and C. Prater. Critical behavioral assumptions in evacuation time estimate analysis for private vehicles: Examples from hurricane research and planning. *Journal of Urban Planning and Development*, 133:18, 2007.
- [41] V. Maniezzo, A. Colorni, and M. Dorigo. *The Ant System Applied to the Quadratic Assignment Problem*. Tech. Rep. IRIDIA/94-28, Université Libre de Bruxelles, Belgium, 1994.
- [42] E. F. Moore. The shortest path through a maze. In *Proceedings of an International Symposium on the Theory of Switching (Cambridge, Massachusetts, 2-5 April, 1957)*, Harvard University Press, Cambridge, pages 285–292, 1959.
- [43] M. P. Morse and E. G. Kimball. *Methods of Operations Research*. Dover Publications, 2003.
- [44] M. Negreiros and A. Palhano. The capacitated centered clustering problem. *Computers and Operations Research*, 33:1639–1663, 2006.
- [45] H. Nezamabadipour, S. Saryazdi, and E. Rashedia. Edge detection using ant algorithms. *Soft Computing*, 10:623–628, 2006.
- [46] C. H. Papadimitriou and K. Steiglitz. *Combinatorial Optimization: Algorithms and Complexity*. USA, Dover Publications Inc., 1982.
- [47] V. Pareto. *Cours d'économie politique*. Rouge, Lausanne, Switzerland, 1896.
- [48] M. Pidd, F. de Silva, and R. Eglese. A simulation model for emergency evacuation. *European Journal of Operational Research*, 90:413–419, 1996.
- [49] S. C. Pursals and Garszon F. G. Optimal building evacuation time considering evacuation routes. *European Journal of Operational Research*, 192:692–699, 2009.
- [50] M. Saadatseresht, Ali Mansourian, and M. Taleai. Evacuation planning using multi-objective evolutionary optimization approach. *European Journal of Operational Research*, 198:305–308, 2008.
- [51] G. Santos and B. Aguirre. *A critical review of emergency evacuation simulation models*. In: *Proceedings of Building Occupant Movement during Fire Emergencies*, 2004.

## BIBLIOGRAFIA

---

- [52] H. D. Sherali, T. B. Carter, and A. G. Hobeika. A location-allocation model and algorithm for evacuation planning under hurricane/flood conditions. *Transportation Research*, 25:439–452, 1991.
- [53] J. M. Smith. State dependent queueing models in emergency evacuation networks. *Transportation Research: Methodological*, 25:373–389, 1991.
- [54] J. M. Smith. Application of state-dependent queues to pedestrian/vehicular network design. *Operations Research*, 42:414–427, 1994.
- [55] J. M. Smith. *Evacuation Networks*, volume vol 2. In: Floudas, C.A., Pardalos, P.M. (Eds.), *Encyclopedia of Optimization*, 2001.
- [56] J. H. Sorensen, B. L. Shumpert, and B. M. Vogt. Planning for protective action decision making: Evacuate or shelter-in-place. *Journal of Hazardous Materials*, 109:1–11, 2004.
- [57] F. Southworth. *Regional Evacuation Modeling: A State-of-the-art Review*. Tech. Rep. ORNL/TM-11740, ORNL, 1991.
- [58] E. Stern and Z. Sinuany-Stern. A behavioural-based simulation model for urban evacuation. *Papers in Regional Science*, 66:87–103, 1989.
- [59] E. Talbi. *Metaheuristics: From Design to Implementation*. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2009.
- [60] K. Talebi and J. M. Smith. Stochastic network evacuation models. *Computers & Operations Research*, 12:559–577, 1985.
- [61] G. Tan, Q. Zeng, S. He, and G. Cai. Adaptive and robust design for pid controller based on ant system algorithm. *Lecture Notes in Computer Science*, 3612:915–924, 2005.
- [62] T. E. Valadares and N. F. Correia. *Optimização Linear e Não Linear*. 1999.
- [63] C. Watkins. *Learning with delayed rewards*. PhD thesis, Psychology Department, University of Cambridge, England, 1989.
- [64] Y. Wei and A. Kumar. Ant colony optimization for disaster relief operations. *Transportation Research*, pages 600–606, 2007.
- [65] B. Wolshon. "One Way Out ": Contraflow freeway operation for hurricane evacuation. *Natural Hazards Review*, 2:105–112, 2001.
- [66] B. Wolshon and L. Lambert. Reversible lane systems: Synthesis of practice. *Journal of Transportation Engineering*, 132:933, 2006.

- [67] L.Y. Wu and X. S. Zang. Capacitated facility location problem with general setup cost. *Computers and Operations Research*, 33:1226–1241, 2006.
- [68] W. Zelinsky and L. Kosinski. *The Emergency Evacuation of Cities: A Cross-National Historical and Geographical Study*. Rowman and Littlefield, Savage, MD., 1991.
- [69] E. Zitzler. *Evolutionary Algorithms for Multiobjective Optimization: Methods and Applications*. PhD thesis, ETH Zurich, 1999.
- [70] X. Zong, S. Xiong, Z. Fang, and Q. Li. Multi-objective optimization for massive pedestrian evacuation using ant colony algorithm. *School of Computer Science and Technology*, pages 636–642, 2010.

# Anexo A

Table 6.1: Dados da rede de 25 nós

Rede-n25-r9									
Dados dos nós da rede de 25 nós									
##	nodes	25							
#	number	name	latitude	longitude	altitude	residents	refugees	area	type
	1	h	33	33	10	33	400	33	1
	2	c	45	22	3	33	400	35	1
	3	e	23	34	3	45	400	23	1
	4	v	11	23	3	22	400	12	1
	5	e	34	44	5	36	400	34	1
	6	c	54	34	4	23	400	22	1
	7	r	30	45	3	54	400	43	1
	8	m	20	59	6	45	400	12	1
	9	d	45	87	5	34	100	12	2
	10	f	56	67	19	17	200	13	2
	11	g	67	56	11	16	200	11	2
	12	h	58	33	13	12	100	23	2
	13	j	54	45	15	45	400	10	1
	14	k	34	56	16	60	400	19	1
	15	l	23	45	15	70	400	17	1
	16	v	49	30	7	16	50	16	2
	17	h	56	67	19	13	50	15	2
	18	c	67	56	11	14	50	32	2
	19	c	58	33	13	45	400	23	1
	20	e	54	45	15	20	400	24	1
	21	cc	34	56	16	30	400	21	1
	22	ef	23	45	15	10	400	42	1
	23	c	49	30	7	7	100	45	2
	24	m	34	56	16	20	400	34	1
	25	i	23	45	34	15	50	23	2

Table 6.5: Dados das arestas da rede malha

Rede-malha-a112							
Dados das arestas da rede malha							
##	directed	1					
##	edges	112					
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)	
1	1	2	a	1	1	100	
2	2	3	b	1	1	100	
3	3	4	c	1	1	100	
4	4	5	d	1	1	100	
5	5	6	e	1	1	100	
6	6	7	f	1	1	100	

Continua na próxima página

Table 6.5 – continuação da página anterior

//	Rede-malha-a112					
//	Dados das arestas da rede malha					
##	directed	1				
##	edges	112				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
7	7	8	g	1	1	100
8	9	10	h	1	1	100
9	10	11	i	1	1	100
10	11	12	j	1	1	100
11	12	13	l	1	1	100
12	13	14	m	1	1	100
13	14	15	n	1	1	100
14	15	16	o	1	1	100
15	16	24	p	1	1	100
16	17	18	q	1	1	100
17	18	19	r	1	1	100
18	19	20	s	1	1	100
19	20	21	t	1	1	100
20	21	22	u	1	1	100
21	22	23	v	1	1	100
22	23	24	z	1	1	100
23	24	32	ab	1	1	100
24	25	26	ac	1	1	100
25	26	27	dc	1	1	100
26	27	28	vb	1	1	100
27	28	29	nb	1	1	100
28	29	30	jj	1	1	100
29	30	31	ff	1	1	100
30	31	32	gg	1	1	100
31	32	40	nb	1	1	100
32	33	34	nh	1	1	100
33	34	35	fdc	1	1	100
34	35	36	rggh	1	1	100
35	36	37	ssfgh	1	1	100
36	37	38	rrttvc	1	1	100
37	38	39	rrghuy	1	1	100
38	39	40	gtgg	1	1	100
39	40	48	ttggg	1	1	100
40	41	42	ttggt	1	1	100
41	42	43	fsfss	1	1	100
42	43	44	ttt	1	1	100
43	44	45	dgfds	1	1	100
44	45	46	sdsdg	1	1	100
45	46	47	a	1	1	100
46	47	48	b	1	1	100
47	48	56	c	1	1	100
48	49	50	d	1	1	100
49	50	51	e	1	1	100
50	51	52	f	1	1	100
51	52	53	g	1	1	100
52	53	54	h	1	1	100
53	54	55	i	1	1	100
54	55	56	j	1	1	100
55	56	64	l	1	1	100

Continua na próxima página



## BIBLIOGRAFIA

**Table 6.5 – continuação da página anterior**

//	Rede-malha-a112					
//	Dados das arestas da rede malha					
##	directed	1				
##	edges	112				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
56	57	58	m	1	1	100
57	58	59	n	1	1	100
58	59	60	o	1	1	100
59	60	61	p	1	1	100
60	61	62	q	1	1	100
61	62	63	r	1	1	100
62	63	64	s	1	1	100
63	8	16	t	1	1	100
64	1	9	u	1	1	100
65	2	10	v	1	1	100
66	3	11	z	1	1	100
67	4	12	ab	1	1	100
68	5	13	ac	1	1	100
69	6	14	dc	1	1	100
70	7	15	vb	1	1	100
71	9	17	nb	1	1	100
72	17	25	jj	1	1	100
73	25	33	ff	1	1	100
74	33	41	gg	1	1	100
75	41	49	nb	1	1	100
76	49	57	nh	1	1	100
77	18	26	fdc	1	1	100
78	26	34	rggh	1	1	100
79	34	42	ssfgh	1	1	100
80	42	50	rrttvc	1	1	100
81	50	58	rrghuy	1	1	100
82	11	19	gtgg	1	1	100
83	19	27	ttggg	1	1	100
84	27	35	ttggt	1	1	100
85	35	43	fsfss	1	1	100
86	43	51	ttt	1	1	100
87	51	59	dgfds	1	1	100
88	12	20	sdsdg	1	1	100
89	20	28	a	1	1	100
90	28	36	b	1	1	100
91	36	44	c	1	1	100
92	44	52	d	1	1	100
93	52	60	e	1	1	100
94	13	21	f	1	1	100
95	21	29	g	1	1	100
96	29	37	h	1	1	100
97	37	45	i	1	1	100
98	45	53	j	1	1	100
99	53	61	l	1	1	100
100	14	22	m	1	1	100
101	22	30	n	1	1	100
102	30	38	o	1	1	100
103	38	46	p	1	1	100
104	46	54	q	1	1	100

Continua na próxima página

Table 6.5 – continuação da página anterior

//	Rede-malha-a112					
//	Dados das arestas da rede malha					
##	directed	1				
##	edges	112				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
105	54	62	r	1	1	100
106	15	23	s	1	1	100
107	23	31	t	1	1	100
108	31	39	u	1	1	100
109	39	47	v	1	1	100
110	47	55	z	1	1	100
111	55	63	ab	1	1	100
112	10	18	fh	1	1	100

Table 6.6: Dados dos nós da rede aleatória

//	Rede-aleatória-n4								
//	Dados dos nós rede aleatória								
##	nodes	64							
#	number	name	latitude	longitude	altitude	residents	refugees	area	type
	1	h	344	328	12	1	20	39303	1
	2	c	320	122	14	1	400	17676	1
	3	e	210	264	12	1	400	15492	1
	4	v	213	423	10	1	400	89704	1
	5	e	159	393	8	1	400	27764	1
	6	c	288	63	7	1	400	40828	1
	7	r	212	394	25	1	400	79851	1
	8	m	500	180	21	1	400	15204	1
	9	d	125	132	24	1	400	46011	1
	10	f	219	485	25	1	400	37921	1
	11	g	37	443	24	1	400	58343	1
	12	h	127	103	25	1	400	36935	1
	13	j	40	400	19	1	400	48988	1
	14	k	382	337	21	1	400	36162	1
	15	l	50	480	24	1	400	30425	1
	16	v	192	10	24	1	400	218337	1
	17	h	98	100	14	1	400	16815	1
	18	c	106	350	11	1	400	27408	1
	19	c	170	60	18	1	20	32088	1
	20	e	300	414	24	1	400	49328	1
	21	cc	30	170	19	1	400	48125	1
	22	ef	459	265	23	1	5000	37192	1
	23	c	230	285	16	1	400	24634	2
	24	m	149	23	21	1	400	35284	1
	25	i	34	380	23	1	400	37652	1
	26	h	449	289	14	1	400	42697	1
	27	c	419	139	25	1	400	34264	1
	28	e	259	390	22	1	400	21346	1
	29	v	388	453	23	1	5000	133630	1
	30	e	69	168	28	1	400	26308	1
	31	c	57	58	24	1	400	21102	1

Continua na próxima página

## BIBLIOGRAFIA

Table 6.6 – continuação da página anterior

//	Rede-aleatória-n4								
//	Dados dos nós rede aleatória								
##	nodes	64							
#	number	name	lat_d	long_d	altitude	residents	refugees	area	type
	32	r	267	462	24	1	400	28785	1
	33	m	215	330	19	1	400	41058	1
	34	d	307	450	18	1	400	33674	1
	35	f	480	197	18	1	400	42814	1
	36	g	49	282	28	1	5000	19994	1
	37	h	300	330	20	1	400	23136	1
	38	j	471	339	16	1	400	46072	1
	39	k	16	206	24	1	400	14874	1
	40	l	460	70	21	1	400	15504	1
	41	v	500	247	24	1	400	43133	1
	42	h	450	209	21	1	400	9598	1
	43	c	404	431	23	1	5000	25174	1
	44	c	12	142	29	1	400	45993	1
	45	e	7	100	15	1	400	33118	1
	46	cc	203	169	18	1	400	31048	2
	47	ef	400	200	19	1	20	23668	1
	48	c	250	234	21	1	400	22946	2
	49	m	456	168	14	1	400	40812	1
	50	i	300	266	37	1	400	70358	2
	51	h	320	105	14	1	400	35075	1
	52	c	387	79	20	1	400	33690	1
	53	e	396	9	25	1	400	30642	1
	54	v	275	204	24	1	400	36044	1
	55	e	300	5	19	1	400	16898	1
	56	c	360	98	18	1	400	14554	1
	57	r	238	136	20	1	400	12594	1
	58	m	319	171	17	1	400	21252	1
	59	d	498	150	21	1	400	21053	1
	60	f	78	138	24	1	400	55354	1
	61	g	267	147	13	1	400	18642	1
	62	h	106	200	18	1	20	24286	1
	63	j	279	107	26	1	400	25682	1
	64	k	253	101	15	1	400	29405	1

Table 6.7: Dados das arestas da rede aleatória

//	Rede-aleatória-a112					
//	Dados das arestas da rede aleatória					
##	directed	1				
##	edges	112				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
1	1	20	a	1	1	100
2	1	14	b	1	1	100
3	38	43	c	1	1	100
4	20	34	d	1	1	100
5	28	32	e	1	1	100
6	29	1	f	1	1	100

Continua na próxima página

Table 6.7 – continuação da página anterior

//	Rede-aleatória-a112					
//	Dados das arestas da rede aleatória					
##	directed	1				
##	edges	112				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
7	34	29	g	1	1	100
8	34	32	h	1	1	100
9	38	26	i	1	1	100
10	38	14	j	1	1	100
11	22	26	l	1	1	100
12	41	22	m	1	1	100
13	42	22	n	1	1	100
14	35	42	o	1	1	100
15	8	35	p	1	1	100
16	59	8	q	1	1	100
17	59	27	r	1	1	100
18	40	27	s	1	1	100
19	40	52	t	1	1	100
20	52	6	u	1	1	100
21	52	56	v	1	1	100
22	51	63	z	1	1	100
23	55	16	ab	1	1	100
24	16	24	ac	1	1	100
25	24	19	dc	1	1	100
26	19	6	vb	1	1	100
27	19	12	nb	1	1	100
28	12	9	jj	1	1	100
29	17	31	ff	1	1	100
30	61	2	gg	1	1	100
31	60	17	nb	1	1	100
32	60	30	nh	1	1	100
33	30	21	fdc	1	1	100
34	21	44	rggh	1	1	100
35	44	45	ssfgh	1	1	100
36	45	31	rrttvc	1	1	100
37	21	39	rrghuy	1	1	100
38	39	36	gtgg	1	1	100
39	36	62	ttggg	1	1	100
40	62	18	ttggt	1	1	100
41	18	5	fsfss	1	1	100
42	25	13	ttt	1	1	100
43	13	11	dghsd	1	1	100
44	11	15	sdsdg	1	1	100
45	11	5	a	1	1	100
46	10	32	b	1	1	100
47	33	23	c	1	1	100
48	7	4	d	1	1	100
49	18	25	e	1	1	100
50	27	52	f	1	1	100
51	51	6	g	1	1	100
52	47	26	h	1	1	100
53	54	58	i	1	1	100
54	62	46	j	1	1	100
55	48	47	l	1	1	100

Continua na próxima página

## BIBLIOGRAFIA

**Table 6.7 – continuação da página anterior**

//	Rede-aleatória-a112					
//	Dados das arestas da rede aleatória					
##	directed	1				
##	edges	112				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
56	27	47	m	1	1	100
57	58	47	n	1	1	100
58	59	40	o	1	1	100
59	46	57	p	1	1	100
60	64	63	q	1	1	100
61	46	9	r	1	1	100
62	57	64	s	1	1	100
63	8	49	t	1	1	100
64	1	28	u	1	1	100
65	2	58	v	1	1	100
66	7	33	z	1	1	100
67	4	10	ab	1	1	100
68	5	13	ac	1	1	100
69	6	55	dc	1	1	100
70	4	15	vb	1	1	100
71	19	64	nb	1	1	100
72	17	24	jj	1	1	100
73	50	26	ff	1	1	100
74	33	37	gg	1	1	100
75	41	8	nb	1	1	100
76	61	63	nh	1	1	100
77	18	23	fdc	1	1	100
78	4	5	rggh	1	1	100
79	1	50	ssfgh	1	1	100
80	37	50	rrtvc	1	1	100
81	50	48	rrghuy	1	1	100
82	33	5	gtgg	1	1	100
83	58	27	ttggg	1	1	100
84	27	2	ttggt	1	1	100
85	47	49	fsfss	1	1	100
86	43	29	ttt	1	1	100
87	51	56	dgfds	1	1	100
88	12	57	sdsdg	1	1	100
89	20	28	a	1	1	100
90	28	7	b	1	1	100
91	36	25	c	1	1	100
92	9	60	d	1	1	100
93	46	3	e	1	1	100
94	62	3	f	1	1	100
95	30	62	g	1	1	100
96	3	23	h	1	1	100
97	37	1	i	1	1	100
98	52	53	j	1	1	100
99	53	55	l	1	1	100
100	14	43	m	1	1	100
101	45	30	n	1	1	100
102	41	38	o	1	1	100
103	26	14	p	1	1	100
104	48	54	q	1	1	100

Continua na próxima página

Table 6.7 – continuação da página anterior

//	Rede-aleatória-a112					
//	Dados das arestas da rede aleatória					
##	directed	1				
##	edges	112				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
105	54	61	r	1	1	100
106	15	10	s	1	1	100
107	23	37	t	1	1	100
108	31	24	u	1	1	100
109	39	62	v	1	1	100
110	47	42	z	1	1	100
111	46	48	ab	1	1	100
112	36	18	fh	1	1	100

Tabela 6.8: Dados dos nós da rede meia lua

//	Rede-meia-lua-n81								
//	Dados dos nós da rede meia lua								
##	nodes	81							
#	number	name	latitude	longitude	altitude	residents	refugees	area	type
	1	h	5382.06	217935.8	12	483	26202	39303	1
	2	c	5506.36	217844.88	14	226	11784	17676	1
	3	e	5357.5	218509.65	12	22	10328	15492	1
	4	v	5299.5	217681.38	10	211	59802	89704	1
	5	e	5239.91	218025.89	8	124	18509	27764	1
	6	c	5165.74	217860.15	7	1	27218	40828	1
	7	r	6377.72	218662.38	25	1611	53234	79851	1
	8	m	5940.77	216935.95	21	195	10136	15204	1
	9	d	5703.13	217217.18	24	1741	30674	46011	1
	10	f	6667.4	218972.46	25	381	25280	37921	1
	11	g	6582.17	218864.1	24	580	38895	58343	1
	12	h	6665.19	218829.13	25	568	24623	36935	1
	13	j	6564.58	217136.5	19	679	32658	48988	1
	14	k	6547.65	218692.13	21	885	24108	36162	1
	15	l	6277.89	219170	24	391	20283	30425	1
	16	v	6278.03	219008.98	24	62	145558	218337	1
	17	h	6552.36	216954.77	14	172	11210	16815	1
	18	c	6444.3	216886.82	11	47	18272	27408	1
	19	c	6387.68	217196.94	18	1	21392	32088	1
	20	e	5480.61	217240.18	24	427	32885	49328	2
	21	cc	6530.7	218959.17	19	582	32083	48125	1
	22	ef	5703.13	217072.14	23	98	24794	37192	1
	23	c	6297.99	217178.23	16	472	16422	24634	1
	24	m	6100.77	216850.95	21	387	23522	35284	1
	25	i	6597.65	218702.13	23	552	25101	37652	1
	26	h	6249.03	217072.14	14	450	28464	42697	1
	27	c	5382.06	217240.18	25	527	22842	34264	1
	28	e	5860.77	216896.94	22	358	14230	21346	1
	29	v	6024.98	219286.24	23	9	89086	133630	1
	30	e	6216.4	218521.79	28	325	17538	26308	1
	31	c	5299.5	217501.88	24	167	14068	21102	1

Continua na próxima página

## BIBLIOGRAFIA

**Tabela 6.8 – continuação da página anterior**

//	Rede-meia-lua-n81								
//	Dados dos nós da rede meia lua								
##	nodes	81							
#	number	name	latitude	longitude	altitude	residents	refugees	area	type
	32	r	5382.06	217501.88	24	751	19190	28785	1
	33	m	6070.7	217693.37	19	237	27372	41058	1
	34	d	6079.24	217392.45	18	256	22449	33674	1
	35	f	6073.69	217547.33	18	375	28542	42814	1
	36	g	6056.74	218566.57	28	123	13329	19994	1
	37	h	6047.53	217830.98	20	363	15424	23136	1
	38	j	6010.74	217268.06	16	454	30714	46072	1
	39	k	6054.54	218192.27	24	1	9916	14874	1
	40	l	6015.64	217991.19	21	225	10336	15504	1
	41	v	6023.98	218303.28	24	389	28755	43133	1
	42	h	5943.57	218104.08	21	159	6398	9598	1
	43	c	5875.57	218392.4	23	521	16782	25174	2
	44	c	5855.45	219096.37	29	565	30662	45993	1
	45	e	5842.9	217577.58	15	300	22078	33118	1
	46	cc	5882.99	217781.73	18	189	20698	31048	1
	47	ef	5892.39	217956.09	19	217	15778	23668	1
	48	c	5853.2	218169.37	21	225	15297	22946	1
	49	m	5969.54	217205.25	14	202	27208	40812	1
	50	i	5937.78	218831.3	37	1	46905	70358	2
	51	h	5770.28	217495.01	14	288	23383	35075	1
	52	c	5716.39	219403.96	20	205	22460	33690	1
	53	e	5747.38	218900.79	25	520	20428	30642	1
	54	v	5793.17	218628.75	24	452	24029	36044	1
	55	e	5766.25	218058.39	19	278	11265	16898	1
	56	c	5758.31	217960.47	18	192	9702	14554	2
	57	r	5778.51	218234.51	20	348	8396	12594	2
	58	m	5764.35	217840.68	17	79	14168	21252	1
	59	d	5739.02	218445.2	21	267	14035	21053	1
	60	f	5677.01	219207	24	1303	36902	55354	2
	61	g	5703.13	217394.66	13	26	12428	18642	1
	62	h	5686.47	218214.25	18	353	16190	24286	1
	63	j	6119.84	218429.9	26	311	17121	25682	1
	64	k	5639.54	217828.69	15	98	19603	29405	1
	65	l	5639.81	218691.17	23	561	28689	43034	1
	66	v	5550.3	218372.61	16	8	40288	60433	2
	67	h	5582.23	217677.02	13	173	22234	33351	2
	68	c	5516.96	219197.5	22	307	28468	42702	1
	69	c	5600.29	218022.79	16	257	18321	27482	1
	70	e	5618.45	218974.83	23	582	26950	40425	1
	71	cc	5618.7	218500.71	19	173	8595	12893	1
	72	ef	5530.61	217501.88	11	1	33331	49997	1
	73	c	5479.11	218161.95	13	352	31775	47663	1
	74	m	5460.55	218681.78	17	1365	42945	64418	1
	75	i	5474.93	218918.24	19	483	13112	19669	1
	76	h	5935.24	218581.88	26	257	23192	34788	1
	77	c	6047.47	216935.95	23	112	21247	31871	2
	78	e	6700.56	217044.79	22	345	10277	15416	1
	79	v	5703.13	216896.94	22	238	7269	10904	1
	80	e	5328.47	218246.12	9	1	31689	47534	1
	81	c	5819.89	217217.18	24	577	35322	52984	2

Table 6.2: Dados das arestas da rede de 25 nós

//	Rede-a44					
//	Dados das arestas da rede de 25 nós					
##	directed	1				
##	edges	44				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
1	1	2	a	6	5	50
2	2	3	b	5	5	40
3	3	4	c	3	5	20
4	4	5	d	2	5	60
5	5	6	e	5	5	30
6	6	7	f	3	5	40
7	7	8	g	4	5	40
8	8	20	h	2	5	40
9	20	21	i	6	5	50
10	21	22	j	2	5	50
11	22	24	l	5	5	60
12	24	14	m	3	5	70
13	14	13	n	9	5	60
14	13	1	o	8	5	50
15	13	12	p	10	5	40
16	12	11	q	5	5	30
17	11	17	r	7	5	50
18	17	10	s	4	5	60
19	10	6	t	1	5	70
20	6	9	u	4	5	70
21	9	18	v	9	5	40
22	18	16	z	12	5	50
23	16	15	ab	9	5	60
24	15	14	ac	10	5	70
25	24	23	dc	5	5	70
26	23	25	vb	6	5	60
27	25	19	nb	9	5	50
28	19	8	jj	8	5	50
29	12	1	ff	7	5	70
30	15	12	gg	10	5	60
31	15	23	nb	11	5	50
32	23	21	nh	13	5	60
33	2	11	fdc	4	5	70
34	11	3	rggh	3	5	60
35	17	16	ssfgh	9	5	60
36	16	25	rrttvc	8	5	80
37	23	22	rrghuy	10	5	80
38	12	17	gtgg	5	5	60
39	3	10	ttggg	4	5	70
40	10	4	ttggt	7	5	60
41	18	10	fsfss	3	5	70
42	18	19	ttt	8	5	50
43	19	20	dghsd	4	5	50
44	9	8	sdsdg	5	5	70



Table 6.3: Dados dos nós da rede malha

//	Rede-malha-r4								
//	Dados dos nós da rede malha								
##	64								
#	number	name	latatitude	longitude	altitude	residents	refugees	area	type
	1	h	1	1	12	1	400	39303	1
	2	c	1	2	14	1	400	17676	1
	3	e	1	3	12	1	400	15492	1
	4	v	1	4	10	1	400	89704	1
	5	e	1	5	8	1	400	27764	1
	6	c	1	6	7	1	400	40828	1
	7	r	1	7	25	1	400	79851	1
	8	m	1	8	21	1	400	15204	1
	9	d	2	1	24	1	400	46011	1
	10	f	2	2	25	1	400	37921	1
	11	g	2	3	24	1	400	58343	1
	12	h	2	4	25	1	400	36935	1
	13	j	2	5	19	1	400	48988	1
	14	k	2	6	21	1	400	36162	1
	15	l	2	7	24	1	400	30425	1
	16	v	2	8	24	1	400	218337	1
	17	h	3	1	14	1	400	16815	1
	18	c	3	2	11	1	400	27408	1
	19	c	3	3	18	1	400	32088	1
	20	e	3	4	24	1	400	49328	1
	21	cc	3	5	19	1	400	48125	1
	22	ef	3	6	23	1	20	37192	2
	23	c	3	7	16	1	400	24634	1
	24	m	3	8	21	1	400	35284	1
	25	i	4	1	23	1	400	37652	1
	26	h	4	2	14	1	400	42697	1
	27	c	4	3	25	1	400	34264	1
	28	e	4	4	22	1	400	21346	1
	29	v	4	5	23	1	20	133630	2
	30	e	4	6	28	1	400	26308	1
	31	c	4	7	24	1	400	21102	1
	32	r	4	8	24	1	400	28785	1
	33	m	5	1	19	1	400	41058	1
	34	d	5	2	18	1	400	33674	1
	35	f	5	3	18	1	400	42814	1
	36	g	5	4	28	1	20	19994	2
	37	h	5	5	20	1	400	23136	1
	38	j	5	6	16	1	400	46072	1
	39	k	5	7	24	1	400	14874	1
	40	l	5	8	21	1	400	15504	1
	41	v	6	1	24	1	400	43133	1
	42	h	6	2	21	1	400	9598	1
	43	c	6	3	23	1	20	25174	2
	44	c	6	4	29	1	400	45993	1
	45	e	6	5	15	1	400	33118	1
	46	cc	6	6	18	1	400	31048	1
	47	ef	6	7	19	1	400	23668	1
	48	c	6	8	21	1	400	22946	1
	49	m	7	1	14	1	400	40812	1
	50	i	7	2	37	1	400	70358	1
	51	h	7	3	14	1	400	35075	1
	52	c	7	4	20	1	400	33690	1
	53	e	7	5	25	1	400	30642	1
	54	v	7	6	24	1	400	36044	1
	55	e	7	7	19	1	400	16898	1
	56	c	7	8	18	1	400	14554	1
	57	r	8	1	20	1	400	12594	1
	58	m	8	2	17	1	400	21252	1
	59	d	8	3	21	1	400	21053	1
	60	f	8	4	24	1	400	55354	1
	61	g	8	5	13	1	400	18642	1
	62	h	8	6	18	1	400	24286	1
	63	j	8	7	26	1	400	25682	1
	64	k	8	8	15	1	400	29405	1

Table 6.9: Dados das arestas da rede "meia lua"

//	Rede-meia-lua-a294					
//	Dados das arestas da rede meia lua					
##	directed	1				
##	edges	299				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
1	1	6	a	229.21	2	200
2	5	1	b	168.34	2	200
3	80	73	c	172.61	2	200
4	3	66	d	236.58	2	200
5	74	66	e	321.94	2	200
6	75	74	f	236.9	2	200
7	52	29	g	330.29	2	200
8	52	60	h	200.9	2	200
9	60	44	i	210.01	2	200
10	44	50	j	277.68	2	200
11	53	50	l	203.05	2	200
12	68	70	m	244.71	2	200
13	70	53	n	148.69	2	200
14	65	71	o	191.67	2	200
15	71	66	p	145.25	2	200
16	21	16	q	257.59	2	200
17	14	20	r	435.98	2	200
18	7	16	s	360.66	2	200
19	7	20	t	385.53	2	200
20	27	20	u	152.53	2	200
21	54	50	v	249.22	2	200
22	76	50	z	249.68	2	200
23	59	43	ab	146.41	2	200
24	76	43	ac	198.67	2	200
25	62	57	dc	94.26	2	200
26	4	1	vb	267.49	2	200
27	73	69	nb	184.55	2	200
28	69	62	jj	209.97	2	200
29	1	69	ff	234.97	2	200
30	1	2	gg	154.01	2	200
31	62	66	nb	208.86	2	200
32	36	76	nh	122.48	2	200
33	41	43	fdc	173.12	2	200
34	72	67	rggh	182.61	2	200
35	67	64	ssfgh	162.14	2	200
36	64	2	rtrtvc	134.17	2	200
37	61	51	rrghuy	120.75	2	200
38	51	45	gtgg	109.96	2	200
39	64	58	ttggg	125.41	2	200
40	45	46	ttggt	208.07	2	200
41	58	56	fsfss	119.94	2	200
42	49	38	ttt	75.14	2	200
43	38	34	dgfds	142.02	2	200
44	34	35	sdsdg	154.97	2	200
45	35	33	a	146.08	2	200

Continua na próxima página

## BIBLIOGRAFIA

**Table 6.9 – continuação da página anterior**

//	Rede-meia-lua-a294					
//	Dados das arestas da rede meia lua					
##	directed	1				
##	edges	299				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
46	46	33	b	207.47	2	200
47	37	33	c	139.55	2	200
48	18	17	d	127.69	2	200
49	17	13	e	182.21	2	200
50	18	77	f	200.22	2	200
51	26	23	g	116.86	2	200
52	23	19	h	91.64	2	200
53	78	17	i	162.32	2	200
54	78	13	j	158.83	2	200
55	26	77	l	102.3	2	200
56	14	11	m	192.21	2	200
57	12	10	n	143.35	2	200
58	81	77	o	183.33	2	200
59	15	29	p	163.45	2	200
60	29	15	q	159.64	2	200
61	9	20	r	245.23	2	200
62	11	21	s	206.04	2	200
63	8	24	t	159.41	2	200
64	28	8	u	168.57	2	200
65	25	14	v	149.92	2	200
66	28	22	z	155.49	2	200
67	22	9	ab	170.04	2	200
68	55	56	ac	98.25	2	200
69	46	47	dc	174.61	2	200
70	48	57	vb	99.11	2	200
71	42	39	nb	141.78	2	200
72	39	27	jj	307.76	2	200
73	42	47	ff	156.61	2	200
74	32	20	gg	318.97	2	200
75	31	32	nb	90.43	2	200
76	79	32	nh	174.49	2	200
77	37	79	fdc	129.26	2	200
78	40	42	rggh	133.94	2	200
79	30	27	ssfgh	162.78	2	200
80	30	36	rtrvc	165.82	2	200
81	39	41	rrghuy	115.14	2	200
82	63	30	gtgg	133.31	2	200
83	4	6	ttggg	223.3	2	200
84	6	5	ttggt	181.58	2	200
85	5	80	fsfss	237.37	2	200
86	80	3	ttt	265.14	2	200
87	73	66	dghsd	222.38	2	200
88	1	73	sdsdg	246.1	2	200
89	4	2	a	263.7	2	200
90	4	72	b	292.63	2	200
91	75	68	c	282.43	2	200
92	2	67	d	184.21	2	200
93	69	56	e	169.88	2	200
94	47	56	f	134.15	2	200

Continua na próxima página

Table 6.9 – continuação da página anterior

//	Rede-meia-lua-a294					
//	Dados das arestas da rede meia lua					
##	directed	1				
##	edges	299				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
95	72	61	g	203.12	2	200
96	67	51	h	261.71	2	200
97	55	48	i	140.99	2	200
98	48	41	j	217.04	2	200
99	41	63	l	158.83	2	200
100	3	74	m	200.68	2	200
101	74	65	n	179.61	2	200
102	75	70	o	154.33	2	200
103	29	16	p	375.38	2	200
104	14	7	q	172.56	2	200
105	21	14	r	267.58	2	200
106	10	21	s	254.76	2	200
107	12	11	t	258.58	2	200
108	15	21	u	175.14	2	200
109	13	19	v	186.94	2	200
110	45	34	z	300.23	2	200
111	38	26	ab	308.49	2	200
112	18	26	ac	269.23	2	200
113	24	34	dc	216.63	2	200
114	81	72	vb	250.24	2	200
115	65	53	nb	235.62	2	200
116	65	54	jj	165.57	2	200
117	59	71	ff	132.52	2	200
118	62	59	gg	236.87	2	200
119	57	43	nb	185.36	2	200
120	54	59	nh	191.4	2	200
121	16	50	fdc	384.06	2	200
122	29	44	rggh	254.61	2	200
123	68	60	ssfgh	160.34	2	200
124	60	70	rrttvc	239.44	2	200
125	53	44	rrghuy	223.49	2	200
126	36	16	gtgg	494.69	2	200
127	30	7	ttggg	214.01	2	200
128	63	36	ttggt	150.54	2	200
129	31	39	fsfss	82.38	2	200
130	40	37	ttt	163.35	2	200
131	22	79	dghsd	153.93	2	200
132	28	33	sdsdg	193.48	2	200
133	8	35	a	201.23	2	200
134	51	38	b	330.66	2	200
135	9	32	c	157.95	2	200
136	40	32	d	172.13	2	200
137	24	19	e	228.93	2	200
138	23	34	f	306.18	2	200
139	68	52	g	287.05	2	200
140	42	48	h	111.48	2	200
141	61	49	i	326.89	2	200
142	49	26	j	309.56	2	200
143	45	33	l	255.57	2	200

Continua na próxima página

Table 6.9 – continuação da página anterior

//	Rede-meia-lua-a294					
//	Dados das arestas da rede meia lua					
##	directed	1				
##	edges	299				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
144	46	58	m	132.48	2	200
145	67	46	n	318.51	2	200
146	64	69	o	198.04	2	200
147	64	56	p	177.44	2	200
148	6	1	q	229.21	2	200
149	1	5	r	168.34	2	200
150	73	80	s	172.61	2	200
151	66	3	t	236.58	2	200
152	66	74	u	321.94	2	200
153	74	75	v	236.9	2	200
154	29	52	z	330.29	2	200
155	60	52	ab	200.9	2	200
156	44	60	ac	210.01	2	200
157	50	44	dc	277.68	2	200
158	50	53	vb	203.05	2	200
159	70	68	nb	244.71	2	200
160	53	70	jj	148.69	2	200
161	71	65	ff	191.67	2	200
162	66	71	gg	145.25	2	200
163	16	21	nb	257.59	2	200
164	20	14	nh	435.98	2	200
165	16	7	fdc	360.66	2	200
166	20	7	rggh	385.53	2	200
167	20	27	ssfgh	152.53	2	200
168	50	54	rrttvc	249.22	2	200
169	50	76	rrghuy	249.68	2	200
170	43	59	gtgg	146.41	2	200
171	43	76	ttggg	198.67	2	200
172	57	62	ttggt	94.26	2	200
173	1	4	fsfss	267.49	2	200
174	69	73	ttt	184.55	2	200
175	62	69	dghsd	209.97	2	200
176	69	1	sdsdg	234.97	2	200
177	2	1	a	154.01	2	200
178	66	62	b	208.86	2	200
179	76	36	c	122.48	2	200
180	43	41	d	173.12	2	200
181	67	72	e	182.61	2	200
182	64	67	f	162.14	2	200
183	2	64	g	134.17	2	200
184	51	61	h	120.75	2	200
185	45	51	i	109.96	2	200
186	58	64	j	125.41	2	200
187	46	45	l	208.07	2	200
188	56	58	m	119.94	2	200
189	38	49	n	75.14	2	200
190	34	38	o	142.02	2	200
191	35	34	p	154.97	2	200
192	33	35	q	146.08	2	200

Continua na próxima página

Table 6.9 – continuação da página anterior

//	Rede-meia-lua-a294					
//	Dados das arestas da rede meia lua					
##	directed	1				
##	edges	299				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
193	33	46	r	207.47	2	200
194	33	37	s	139.55	2	200
195	17	18	t	127.69	2	200
196	13	17	u	182.21	2	200
197	77	49	v	200.22	2	200
198	23	26	z	116.86	2	200
199	19	23	ab	91.64	2	200
200	17	78	ac	162.32	2	200
201	13	78	dc	158.83	2	200
202	77	18	vb	102.3	2	200
203	11	14	nb	192.21	2	200
204	10	12	jj	143.35	2	200
205	77	81	ff	183.33	2	200
206	16	15	gg	163.45	2	200
207	21	15	nb	159.64	2	200
208	20	9	nh	245.23	2	200
209	21	11	fdc	206.04	2	200
210	24	8	rggh	159.41	2	200
211	8	28	ssfgh	168.57	2	200
212	14	25	rtrtvc	149.92	2	200
213	22	28	rghuy	155.49	2	200
214	9	22	gtgg	170.04	2	200
215	56	55	ttggg	98.25	2	200
216	47	46	ttggt	174.61	2	200
217	57	48	fsfss	99.11	2	200
218	39	42	ttt	141.78	2	200
219	27	39	dgfsd	307.76	2	200
220	47	42	sdsdg	156.61	2	200
221	20	32	a	318.97	2	200
222	32	31	b	90.43	2	200
223	32	79	c	174.49	2	200
224	79	37	d	129.26	2	200
225	42	40	e	133.94	2	200
226	27	30	f	162.78	2	200
227	36	30	g	165.82	2	200
228	41	39	h	115.14	2	200
229	30	63	i	133.31	2	200
230	6	4	j	223.3	2	200
231	5	6	l	181.58	2	200
232	80	5	m	237.37	2	200
233	3	80	n	265.14	2	200
234	66	73	o	222.38	2	200
235	73	1	p	246.1	2	200
236	2	4	q	263.7	2	200
237	72	4	r	292.63	2	200
238	68	75	s	282.43	2	200
239	67	2	t	184.21	2	200
240	56	69	u	169.88	2	200
241	56	47	v	134.15	2	200

Continua na próxima página

Table 6.9 – continuação da página anterior

//	Rede-meia-lua-a294					
//	Dados das arestas da rede meia lua					
##	directed	1				
##	edges	299				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
242	61	72	z	203.12	2	200
243	51	67	ab	261.71	2	200
244	48	55	ac	140.99	2	200
245	41	48	dc	217.04	2	200
246	63	41	vb	158.83	2	200
247	74	3	nb	200.68	2	200
248	65	74	jj	179.61	2	200
249	70	75	ff	154.33	2	200
250	16	29	gg	375.38	2	200
251	7	14	nb	172.56	2	200
252	14	21	nh	267.58	2	200
253	21	10	fdc	254.76	2	200
254	11	12	rggh	258.58	2	200
255	29	15	ssfgh	175.14	2	200
256	19	13	rrttvc	186.94	2	200
257	34	45	rrghuy	300.23	2	200
258	26	38	gtgg	308.49	2	200
259	26	18	ttggg	269.23	2	200
260	34	24	ttggt	216.63	2	200
261	72	81	fsfss	250.24	2	200
262	53	65	ttt	235.62	2	200
263	54	65	dgsd	165.57	2	200
264	71	59	sdsdg	132.52	2	200
265	59	62	a	236.87	2	200
266	43	57	b	185.36	2	200
267	59	54	c	191.4	2	200
268	50	16	d	384.06	2	200
269	44	29	e	254.61	2	200
270	60	68	f	160.34	2	200
271	70	60	g	239.44	2	200
272	44	53	h	223.49	2	200
273	16	36	i	494.69	2	200
274	7	30	j	214.01	2	200
275	36	63	l	150.54	2	200
276	39	31	m	82.38	2	200
277	37	40	n	163.35	2	200
278	79	22	o	153.93	2	200
279	33	28	p	193.48	2	200
280	35	8	q	201.23	2	200
281	38	51	r	330.66	2	200
282	32	9	s	157.95	2	200
283	32	40	t	172.13	2	200
284	19	24	u	228.93	2	200
285	34	23	v	306.18	2	200
286	52	68	z	287.05	2	200
287	48	42	ab	111.48	2	200
288	49	61	ac	326.89	2	200
289	26	49	dc	309.56	2	200
290	33	45	vb	255.57	2	200

Continua na próxima página

Table 6.9 – continuação da página anterior

//	Rede-meia-lua-a294					
//	Dados das arestas da rede meia lua					
##	directed	1				
##	edges	299				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
291	58	46	nb	132.48	2	200
292	46	67	jj	318.51	2	200
293	69	64	ff	198.04	2	200
294	56	64	gg	177.44	2	200
295	49	77	yy	200.22	2	200
296	77	26	df	102.3	2	200
297	25	12	er	140.99	2	200
298	12	25	re	140.99	2	200
299	15	16	ew	163.35	2	200

Tabela 6.10: Rede-Faro-n81-r13

//	Rede-Faro-n81-r13								
//	Dados dos nós da rede de Faro								
##	nodes	81							
#	number	name	latitude	longitude	altitude	residents	refugees	area	type
	1	h	5382.06	217935.8	12	483	26202	39303	1
	2	c	5506.36	217844.88	14	226	11784	17676	1
	3	e	5357.5	218509.65	12	22	10328	15492	1
	4	v	5299.5	217681.38	10	211	59802,67	89704	1
	5	e	5239.91	218025.89	8	124	18509,33	27764	1
	6	c	5165.74	217860.15	7	1	27218,67	40828	2
	7	r	6377.72	218662.38	25	1611	53234	79851	1
	8	m	6274.17	217564.42	21	195	10136	15204	1
	9	d	6324.32	218048.73	24	1741	30674	46011	1
	10	f	6567.4	217972.46	25	381	25280,67	37921	1
	11	g	6582.17	218164.1	24	580	38895,33	58343	2
	12	h	6565.19	217829.13	25	568	24623,33	36935	1
	13	j	6564.58	217136.5	19	679	32658,67	48988	1
	14	k	6547.65	218692.13	21	885	24108	36162	1
	15	l	6577.89	217670	24	391	20283,33	30425	1
	16	v	6278.03	219008.98	24	62	145558	218337	2
	17	h	6552.36	216954.77	14	172	11210	16815	1
	18	c	6444.3	216886.82	11	47	18272	27408	1
	19	c	6387.68	217196.94	18	1	21392	32088	2
	20	e	6410.65	218278.26	24	427	32885,33	49328	2
	21	cc	6530.7	218959.17	19	582	32083,33	48125	1
	22	ef	6311.51	217879.17	23	98	24794,67	37192	1
	23	c	6297.99	217178.23	16	472	16422,67	24634	1
	24	m	6295.4	217406.43	21	387	23522,67	35284	1
	25	i	6403.85	217689.59	23	552	25101,33	37652	1
	26	h	6249.03	217072.14	14	450	28464,67	42697	1
	27	c	6297.77	218380.83	25	527	22842,67	34264	1
	28	e	6260.17	217732.41	22	358	14230,67	21346	1
	29	v	6024.98	219286.24	23	9	89086,67	133630	2
	30	e	6216.4	218521.79	28	325	17538,67	26308	1

Continua na próxima página



BIBLIOGRAFIA

Tabela 6.10 – continuação da página anterior

Rede-Faro-n81-r13									
Dados dos nós da rede de Faro									
##	nodes	81							
#	number	name	latitude	longitude	altitude	residents	refugees	area	type
	31	c	6126.02	218151.34	24	167	14068	21102	1
	32	r	6167.99	218071.24	24	751	19190	28785	1
	33	m	6070.7	217693.37	19	237	27372	41058	2
	34	d	6079.24	217392.45	18	256	22449,33	33674	1
	35	f	6073.69	217547.33	18	375	28542,67	42814	1
	36	g	6056.74	218566.57	28	123	13329,33	19994	1
	37	h	6047.53	217830.98	20	363	15424	23136	1
	38	j	6010.74	217268.06	16	454	30714,67	46072	1
	39	k	6054.54	218192.27	24	1	9916	14874	1
	40	l	6015.64	217991.19	21	225	10336	15504	1
	41	v	6023.98	218303.28	24	389	28755,33	43133	1
	42	h	5943.57	218104.08	21	159	6398,67	9598	1
	43	c	5875.57	218392.4	23	521	16782,67	25174	2
	44	c	5855.45	219096.37	29	565	30662	45993	1
	45	e	5842.9	217577.58	15	300	22078,67	33118	1
	46	cc	5882.99	217781.73	18	189	20698,67	31048	1
	47	ef	5892.39	217956.09	19	217	15778,67	23668	1
	48	c	5853.2	218169.37	21	225	15297,33	22946	1
	49	m	5969.54	217205.25	14	202	27208	40812	1
	50	i	5937.78	218831.3	37	1	46905,33	70358	2
	51	h	5770.28	217495.01	14	288	23383,33	35075	1
	52	c	5716.39	219403.96	20	205	22460	33690	1
	53	e	5747.38	218900.79	25	520	20428	30642	1
	54	v	5793.17	218628.75	24	452	24029,33	36044	1
	55	e	5766.25	218058.39	19	278	11265,33	16898	1
	56	c	5758.31	217960.47	18	192	9702,67	14554	2
	57	r	5778.51	218234.51	20	348	8396	12594	2
	58	m	5764.35	217840.68	17	79	14168	21252	1
	59	d	5739.02	218445.2	21	267	14035,33	21053	1
	60	f	5677.01	219207	24	1303	36902,67	55354	1
	61	g	5703.13	217394.66	13	26	12428	18642	1
	62	h	5686.47	218214.25	18	353	16190,67	24286	1
	63	j	6119.84	218429.9	26	311	17121,33	25682	1
	64	k	5639.54	217828.69	15	98	19603,33	29405	1
	65	l	5639.81	218691.17	23	561	28689,33	43034	1
	66	v	5550.3	218372.61	16	8	40288,67	60433	2
	67	h	5582.23	217677.02	13	173	22234	33351	1
	68	c	5516.96	219197.5	22	307	28468	42702	1
	69	c	5600.29	218022.79	16	257	18321,33	27482	1
	70	e	5618.45	218974.83	23	582	26950	40425	1
	71	cc	5618.7	218500.71	19	173	8595,33	12893	1
	72	ef	5530.61	217501.88	11	1	33331,33	49997	1
	73	c	5479.11	218161.95	13	352	31775,33	47663	1
	74	m	5460.55	218681.78	17	1365	42945,33	64418	1
	75	i	5474.93	218918.24	19	483	13112,67	19669	1
	76	h	5935.24	218581.88	26	257	23192	34788	1
	77	c	6547.47	217335.95	23	112	21247,33	31871	2
	78	e	6445.56	217344.79	22	345	10277,33	15416	1
	79	v	6158.63	217897.01	22	238	7269,33	10904	1
	80	e	5328.47	218246.12	9	1	31689,33	47534	1

Continua na próxima página

Tabela 6.10 – continuação da página anterior

//	Rede-Faro-n81-r13								
//	Dados dos nós da rede de Faro								
##	nodes	81							
#	number	name	latitude	longitude	altitude	residents	refugees	area	type
	81	c	6519.89	217517.18	24	577	35322,67	52984	1

Dados das arestas da rede urbana Faro

Tabela 6.11: Dados das arestas da rede urbana de Faro

//	Rede-Faro-a294						
//	Dados das arestas da rede faro						
##	directed	1					
##	edges	294					
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)	
1	1	6	a	229.21	2	200	
2	5	1	b	168.34	2	200	
3	80	73	c	172.61	2	200	
4	3	66	d	236.58	2	200	
5	74	66	e	321.94	2	200	
6	75	74	f	236.9	2	200	
7	52	29	g	330.29	2	200	
8	52	60	h	200.9	2	200	
9	60	44	i	210.01	2	200	
10	44	50	j	277.68	2	200	
11	53	50	l	203.05	2	200	
12	68	70	m	244.71	2	200	
13	70	53	n	148.69	2	200	
14	65	71	o	191.67	2	200	
15	71	66	p	145.25	2	200	
16	21	16	q	257.59	2	200	
17	14	20	r	435.98	2	200	
18	7	16	s	360.66	2	200	
19	7	20	t	385.53	2	200	
20	27	20	u	152.53	2	200	
21	54	50	v	249.22	2	200	
22	76	50	z	249.68	2	200	
23	59	43	ab	146.41	2	200	
24	76	43	ac	198.67	2	200	
25	62	57	dc	94.26	2	200	
26	4	1	vb	267.49	2	200	
27	73	69	nb	184.55	2	200	
28	69	62	jj	209.97	2	200	
29	1	69	ff	234.97	2	200	
30	1	2	gg	154.01	2	200	
31	62	66	nb	208.86	2	200	
32	36	76	nh	122.48	2	200	
33	41	43	fdc	173.12	2	200	
34	72	67	rggh	182.61	2	200	
35	67	64	ssfgh	162.14	2	200	
36	64	2	rtrvc	134.17	2	200	
37	61	51	rghuy	120.75	2	200	

Continua na próxima página

## BIBLIOGRAFIA

**Tabela 6.11 – continuação da página anterior**

//	Rede-Faro-a294					
//	Dados das arestas da rede faro					
##	directed	1				
##	edges	294				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
38	51	45	gtgg	109.96	2	200
39	64	58	ttggg	125.41	2	200
40	45	46	ttggt	208.07	2	200
41	58	56	fsfss	119.94	2	200
42	49	38	ttt	75.14	2	200
43	38	34	dgfsd	142.02	2	200
44	34	35	sdsdg	154.97	2	200
45	35	33	a	146.08	2	200
46	46	33	b	207.47	2	200
47	37	33	c	139.55	2	200
48	18	17	d	127.69	2	200
49	17	13	e	182.21	2	200
50	13	77	f	200.22	2	200
51	26	23	g	116.86	2	200
52	23	19	h	91.64	2	200
53	78	13	i	162.32	2	200
54	13	78	j	158.83	2	200
55	78	17	l	102.3	2	200
56	10	11	m	192.21	2	200
57	12	10	n	143.35	2	200
58	81	77	o	183.33	2	200
59	15	81	p	163.45	2	200
60	15	12	q	159.64	2	200
61	81	77	r	245.23	2	200
62	11	20	s	206.04	2	200
63	77	81	t	159.41	2	200
64	77	18	u	168.57	2	200
65	25	28	v	149.92	2	200
66	18	77	z	155.49	2	200
67	77	49	ab	170.04	2	200
68	55	56	ac	98.25	2	200
69	46	47	dc	174.61	2	200
70	48	57	vb	99.11	2	200
71	42	39	nb	141.78	2	200
72	49	77	jj	307.76	2	200
73	42	47	ff	156.61	2	200
74	77	26	gg	318.97	2	200
75	26	77	nb	90.43	2	200
76	81	72	nh	174.49	2	200
77	72	81	fdc	129.26	2	200
78	40	42	rggh	133.94	2	200
79	14	25	ssfgh	162.78	2	200
80	30	36	rrtvc	165.82	2	200
81	39	41	rrghuy	115.14	2	200
82	63	30	gtgg	133.31	2	200
83	4	6	ttggg	223.3	2	200
84	6	5	ttggt	181.58	2	200
85	5	80	fsfss	237.37	2	200
86	80	3	ttt	265.14	2	200

Continua na próxima página

Tabela 6.11 – continuação da página anterior

//	Rede-Faro-a294					
//	Dados das arestas da rede faro					
##	directed	1				
##	edges	294				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
87	73	66	dgfsd	222.38	2	200
88	1	73	sdsdg	246.1	2	200
89	4	2	a	263.7	2	200
90	4	72	b	292.63	2	200
91	75	68	c	282.43	2	200
92	2	67	d	184.21	2	200
93	69	56	e	169.88	2	200
94	47	56	f	134.15	2	200
95	72	61	g	203.12	2	200
96	67	51	h	261.71	2	200
97	55	48	i	140.99	2	200
98	48	41	j	217.04	2	200
99	41	63	l	158.83	2	200
100	3	74	m	200.68	2	200
101	74	65	n	179.61	2	200
102	75	70	o	154.33	2	200
103	29	16	p	375.38	2	200
104	14	7	q	172.56	2	200
105	21	14	r	267.58	2	200
106	10	9	s	254.76	2	200
107	12	22	t	258.58	2	200
108	15	25	u	175.14	2	200
109	13	19	v	186.94	2	200
110	45	34	z	300.23	2	200
111	38	26	ab	308.49	2	200
112	18	26	ac	269.23	2	200
113	25	14	dc	216.63	2	200
114	14	11	vb	250.24	2	200
115	65	53	nb	235.62	2	200
116	65	54	jj	165.57	2	200
117	59	71	ff	132.52	2	200
118	62	59	gg	236.87	2	200
119	57	43	nb	185.36	2	200
120	54	59	nh	191.4	2	200
121	16	50	fdc	384.06	2	200
122	29	44	rggh	254.61	2	200
123	68	60	ssfgh	160.34	2	200
124	60	70	rrttvc	239.44	2	200
125	53	44	rrghuy	223.49	2	200
126	36	16	gtgg	494.69	2	200
127	30	7	ttggg	214.01	2	200
128	63	36	ttggt	150.54	2	200
129	31	39	fsfss	82.38	2	200
130	40	37	ttt	163.35	2	200
131	11	14	dgfsd	153.93	2	200
132	28	33	sdsdg	193.48	2	200
133	25	12	a	201.23	2	200
134	51	38	b	330.66	2	200
135	12	25	c	157.95	2	200

Continua na próxima página

Tabela 6.11 – continuação da página anterior

//	Rede-Faro-a294					
//	Dados das arestas da rede faro					
##	directed	1				
##	edges	294				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
136	40	32	d	172.13	2	200
137	12	11	e	228.93	2	200
138	23	34	f	306.18	2	200
139	68	52	g	287.05	2	200
140	42	48	h	111.48	2	200
141	61	49	i	326.89	2	200
142	49	26	j	309.56	2	200
143	45	33	l	255.57	2	200
144	46	58	m	132.48	2	200
145	67	46	n	318.51	2	200
146	64	69	o	198.04	2	200
147	64	56	p	177.44	2	200
148	6	1	q	229.21	2	200
149	1	5	r	168.34	2	200
150	73	80	s	172.61	2	200
151	66	3	t	236.58	2	200
152	66	74	u	321.94	2	200
153	74	75	v	236.9	2	200
154	29	52	z	330.29	2	200
155	60	52	ab	200.9	2	200
156	44	60	ac	210.01	2	200
157	50	44	dc	277.68	2	200
158	50	53	vb	203.05	2	200
159	70	68	nb	244.71	2	200
160	53	70	jj	148.69	2	200
161	71	65	ff	191.67	2	200
162	66	71	gg	145.25	2	200
163	16	21	nb	257.59	2	200
164	11	12	nh	435.98	2	200
165	16	7	fdc	360.66	2	200
166	12	10	rggh	385.53	2	200
167	10	12	ssfgh	152.53	2	200
168	50	54	rtrvc	249.22	2	200
169	50	76	rrghuy	249.68	2	200
170	43	59	gtgg	146.41	2	200
171	43	76	ttggg	198.67	2	200
172	57	62	ttggt	94.26	2	200
173	1	4	fsfss	267.49	2	200
174	69	73	ttt	184.55	2	200
175	62	69	dghsd	209.97	2	200
176	69	1	sdsdg	234.97	2	200
177	2	1	a	154.01	2	200
178	66	62	b	208.86	2	200
179	76	36	c	122.48	2	200
180	43	41	d	173.12	2	200
181	67	72	e	182.61	2	200
182	64	67	f	162.14	2	200
183	2	64	g	134.17	2	200
184	51	61	h	120.75	2	200

Continua na próxima página

Tabela 6.11 – continuação da página anterior

//	Rede-Faro-a294					
//	Dados das arestas da rede faro					
##	directed	1				
##	edges	294				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
185	45	51	i	109.96	2	200
186	58	64	j	125.41	2	200
187	46	45	l	208.07	2	200
188	56	58	m	119.94	2	200
189	38	49	n	75.14	2	200
190	34	38	o	142.02	2	200
191	35	34	p	154.97	2	200
192	33	35	q	146.08	2	200
193	33	46	r	207.47	2	200
194	33	37	s	139.55	2	200
195	17	18	t	127.69	2	200
196	13	17	u	182.21	2	200
197	77	13	v	200.22	2	200
198	23	26	z	116.86	2	200
199	19	23	ab	91.64	2	200
200	24	78	ac	162.32	2	200
201	19	78	dc	158.83	2	200
202	77	78	vb	102.3	2	200
203	11	10	nb	192.21	2	200
204	10	12	jj	143.35	2	200
205	77	81	ff	183.33	2	200
206	81	15	gg	163.45	2	200
207	12	15	nb	159.64	2	200
208	20	9	nh	245.23	2	200
209	20	11	fdc	206.04	2	200
210	24	8	rggh	159.41	2	200
211	8	28	ssfgh	168.57	2	200
212	28	25	rtrtvc	149.92	2	200
213	22	28	rrghuy	155.49	2	200
214	9	22	gtgg	170.04	2	200
215	56	55	ttggg	98.25	2	200
216	47	46	ttggt	174.61	2	200
217	57	48	fsfss	99.11	2	200
218	39	42	ttt	141.78	2	200
219	27	39	dgfsd	307.76	2	200
220	47	42	sdsdg	156.61	2	200
221	20	32	a	318.97	2	200
222	32	31	b	90.43	2	200
223	32	79	c	174.49	2	200
224	79	37	d	129.26	2	200
225	42	40	e	133.94	2	200
226	27	30	f	162.78	2	200
227	36	30	g	165.82	2	200
228	41	39	h	115.14	2	200
229	30	63	i	133.31	2	200
230	6	4	j	223.3	2	200
231	5	6	l	181.58	2	200
232	80	5	m	237.37	2	200
233	3	80	n	265.14	2	200

Continua na próxima página

Tabela 6.11 – continuação da página anterior

//	Rede-Faro-a294					
//	Dados das arestas da rede faro					
##	directed	1				
##	edges	294				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
234	66	73	o	222.38	2	200
235	73	1	p	246.1	2	200
236	2	4	q	263.7	2	200
237	72	4	r	292.63	2	200
238	68	75	s	282.43	2	200
239	67	2	t	184.21	2	200
240	56	69	u	169.88	2	200
241	56	47	v	134.15	2	200
242	61	72	z	203.12	2	200
243	51	67	ab	261.71	2	200
244	48	55	ac	140.99	2	200
245	41	48	dc	217.04	2	200
246	63	41	vb	158.83	2	200
247	74	3	nb	200.68	2	200
248	65	74	jj	179.61	2	200
249	70	75	ff	154.33	2	200
250	16	29	gg	375.38	2	200
251	7	14	nb	172.56	2	200
252	14	21	nh	267.58	2	200
253	9	10	fdc	254.76	2	200
254	22	12	rggh	258.58	2	200
255	25	15	ssfgh	175.14	2	200
256	19	13	rrttvc	186.94	2	200
257	34	45	rrghuy	300.23	2	200
258	26	38	gtgg	308.49	2	200
259	26	18	ttggg	269.23	2	200
260	34	24	ttggt	216.63	2	200
261	8	81	fsfss	250.24	2	200
262	53	65	ttt	235.62	2	200
263	54	65	dghsd	165.57	2	200
264	71	59	sdsdg	132.52	2	200
265	59	62	a	236.87	2	200
266	43	57	b	185.36	2	200
267	59	54	c	191.4	2	200
268	50	16	d	384.06	2	200
269	44	29	e	254.61	2	200
270	60	68	f	160.34	2	200
271	70	60	g	239.44	2	200
272	44	53	h	223.49	2	200
273	16	36	i	494.69	2	200
274	7	30	j	214.01	2	200
275	36	63	l	150.54	2	200
276	39	31	m	82.38	2	200
277	37	40	n	163.35	2	200
278	10	21	o	153.93	2	200
279	33	28	p	193.48	2	200
280	21	10	q	201.23	2	200
281	38	51	r	330.66	2	200
282	15	16	s	157.95	2	200

Continua na próxima página

Tabela 6.11 – continuação da página anterior

//	Rede-Faro-a294					
//	Dados das arestas da rede faro					
##	directed	1				
##	edges	294				
#	source	sink	name	length	velocity(m/s)	flow(v/s)
283	32	40	t	172.13	2	200
284	16	15	u	228.93	2	200
285	34	23	v	306.18	2	200
286	52	68	z	287.05	2	200
287	48	42	ab	111.48	2	200
288	49	61	ac	326.89	2	200
289	26	49	dc	309.56	2	200
290	33	45	vb	255.57	2	200
291	58	46	nb	132.48	2	200
292	46	67	jj	318.51	2	200
293	69	64	ff	198.04	2	200
294	56	64	gg	177.44	2	200