



TÉCNICO LISBOA

Desenvolvimento de uma metaheurística para o *Inventory Routing Problem* num contexto de recolha de resíduos

João Miguel Silva Moreno

Dissertação para a obtenção do Grau de Mestre em

Engenharia e Gestão Industrial

Orientador: Prof^a. Tânia Rodrigues Pereira Ramos

Júri

Presidente: Prof^a. Ana Paula Barbosa Póvoa

Orientador: Prof^a. Tânia Rodrigues Pereira Ramos

Arguente: Prof^a. Inês Marques Proença

Novembro 2019

Agradecimentos

Em primeiro lugar queria agradecer à professora Tânia Ramos, orientadora desta dissertação, por todo o acompanhamento, exigência, disponibilidade e motivação ao longo de todo o trabalho. A facilidade de comunicação foi um dos pontos chave para o sucesso deste trabalho.

Em segundo lugar, queria agradecer à Carolina pela ajuda na explicação dos seus trabalhos e disponibilidade. Foi sem dúvida um elo de ligação privilegiado ao trabalho desenvolvido.

À minha família pelo encorajamento e apoio durante todo o meu processo académico. Sempre acreditaram em mim e no meu valor, principalmente quando as coisas corriam menos bem. A vossa educação permitiu ser a pessoa que sou hoje e isso devo a vocês. À minha irmã Sara por todo o apoio e ajuda antes e durante todo este trabalho. Aos meus avôs Dudu e Dario que já não estão entre nós, mas tenho a certeza de que onde estiverem, estão orgulhosos de mim.

À Luísa pelo amor, apoio e paciência. Sem ti este trabalho teria sido mais difícil. Obrigado por fazeres parte da minha vida.

Aos meus amigos, a vossa amizade e disponibilidade permitiu-me evoluir. São a família que escolhi e não me arrependo nada.

Todos vocês são os meus pilares, este trabalho também é vosso.

Resumo

Os sistemas de gestão de resíduos urbanos enfrentam problemas de eficiência nas suas operações, nomeadamente o excesso de quilómetros percorridos para visitar contentores cuja taxa de enchimento é reduzida.

O trabalho de Ramos *et al.* (2018) introduz o *Smart Waste Collection Routing Problem* (SWCRP), que define rotas dinâmicas ótimas de recolha conhecendo *a priori* a taxa de enchimento dos contentores através de sensores volumétricos. O SWCRP foi abordado nesse trabalho como um *Vehicle Routing Problem with Profits* (VRPP) com um horizonte temporal de 1 dia, enquanto que o trabalho de Morais *et al.* (2018) abordou o SWCRP como um *Inventory Routing Problem* (IRP) para um horizonte temporal de 10 dias. A comparação dos dois trabalhos conclui que o IRP apresenta resultados melhores, embora apenas instâncias de pequena dimensão tenham sido resolvidas.

Foi neste contexto que surgiu o presente trabalho, onde se desenvolveu um método de solução para o IRP capaz de resolver instâncias reais, i.e., de grande dimensão. Após a caracterização do problema, procedeu-se à definição do método de solução constituído por 2 fases: heurística para seleção dos contentores e dias de recolha, e metaheurística para otimização das rotas de recolha. A metaheurística é baseada nos algoritmos de pesquisa de vizinhanças, onde são testados diversos graus de destruição e raios de influência. O método de solução é testado em instâncias de teste de pequena dimensão e aplicado a um caso de estudo real. Os resultados obtidos são comparados com os trabalhos de Ramos *et al.* (2018) e Morais *et al.* (2018) onde se conclui que o método desenvolvido apresenta soluções próximas da solução ótima (distam, em média, em 14% da solução ótima), mas são obtidos num tempo computacional muito inferior.

Palavras chave: *Inventory Routing Problem* (IRP), Metaheurísticas, Algoritmos de pesquisa de vizinhanças, Otimização de rotas.

Abstract

Waste collection companies face efficiency problems in their operations, namely the excess of kilometers travelled to empty containers that have a low filling level.

Ramos *et al.* (2018) introduces *Smart Waste Collection Routing Problem* (SWCRP), which defines optimal dynamic routes through the beforehand knowledge of the containers' filling rates through volumetric sensors. The SWCRP was addressed as a *Vehicle Routing Problem with Profits* (VRPP) with a 1-day time horizon while Morais *et al.* (2018) address the SWCRP as an *Inventory Routing Problem* (IRP) with a 10-day time horizon. The comparison between these two academic papers concludes that the IRP approach leads to better results.

The present thesis emerged from this context, where the main goal was to develop a problem-solving approach to address the IRP regarding high real instances data. After describing the problem, the solution method is composed by 2 phases: a heuristic one, through container selection and waste collection days; and a metaheuristic, of vehicle waste collection routes. The metaheuristic is based on neighborhood search algorithms, where are tested multiple destruction degrees and influence radius. The solution method is tested with small instance data and a real case study. The obtained results were compared to Ramos *et al.* (2018) and Morais *et al.* (2018) works, concluding that the problem-solving approach developed in this work presents solutions near optimal (14%), however the results were obtained in a substantially lower computational time.

Key words: Inventory Routing Problem (IRP), Metaheuristics, Neighborhood Search Algorithms, Collection routes optimization.

Índice

Agradecimentos	II
Resumo	III
Abstract	IV
Índice de Figuras	VII
Índice de Tabelas	IX
Lista de Acrónimos	XI
Capítulo 1: Introdução.....	1
1.1 Contextualização do problema.....	1
1.2 Objetivos da dissertação	2
1.3 Estrutura da dissertação	2
Capítulo 2: Definição do problema	4
2.1 A Gestão de Resíduos em Portugal.....	4
2.2 A Reciclagem de Embalagens em Portugal	5
2.3 Caso de estudo	7
2.4 Conclusões do Capítulo	9
Capítulo 3: Revisão da literatura	10
3.1 Inventory Routing Problem.....	10
3.2 Metaheurísticas	15
3.3 Metaheurísticas aplicadas a IRP de recolha.....	23
3.4 Conclusões do Capítulo	27
Capítulo 4: Método de Solução para o <i>Inventory Routing Problem</i>	28
4.1 Formulação matemática do IRP.....	28
4.2 Método de solução para o IRP.....	32
4.3 Conclusões do Capítulo	48
Capítulo 5: Resultados.....	49
5.1. Instâncias de teste	49
5.2 Instâncias Reais	55
5.3 Conclusões do Capítulo	71
6. Conclusões e trabalhos futuros	74
Bibliografia	76

Anexos 80

Índice de Figuras

Figura 1: Funcionamento da Sociedade Ponto Verde (Raposo, 2014)	6
Figura 2: SGRUs que fazem parte da EGF (EGF, 2018a).....	8
Figura 3: Classificação do modelo básico de IRP segundo Coelho <i>et al</i> (2014).....	12
Figura 4: Tipo de Metaheurísticas utilizadas para resolver IRPs entre 2013-2018.	14
Figura 5: Variantes de IRP estudadas entre 2013-2018.....	14
Figura 6: Classificação das metaheurísticas (Talbi, 2009).	16
Figura 7: <i>Framework</i> do Algoritmo Genético (Luke, 2013).	17
Figura 8: Tipos de memória do TS (Talbi, 2009).	18
Figura 9: Estrutura do VNS (Mladenović et al., 2008).....	20
Figura 10: Ideia base do VND (Talbi, 2009).....	20
Figura 11: Método “destruir e reparar” (Pisinger e Ropke, 2010).	21
Figura 12: Pseudocódigo de LNS (Pisinger e Ropke, 2010).	21
Figura 13: Pseudocódigo de ALNS (Pisinger e Ropke, 2010).	23
Figura 14: Metaheurísticas em artigos de IRP de recolha.	24
Figura 15: Decomposição do problema nas duas fases chave: seleção dos dias de recolha e otimização das rotas.....	32
Figura 16: Comunicação entre a fase 1.1 e a fase 1.2.	33
Figura 17: Identificação do 1º dia de transbordo e projeção para o dia seguinte.	34
Figura 18: Fluxograma da 1ª Alternativa utilizada na fase 1.....	35
Figura 19: 2ª Alternativa utilizada no Horizonte Temporal.....	36
Figura 20: Exemplo da 3ª alternativa: contentores MUSTGO (verde) e contentores MAYGO (laranja).	37
Figura 21: Fluxograma da 3ª alternativa do horizonte temporal.	38
Figura 22: Fluxograma da 4ª alternativa do horizonte temporal.	39
Figura 23: Fluxograma da 5ª alternativa do horizonte temporal.	40
Figura 24: Conclusão das 5 alternativas no fim da fase 1 da heurística.	41
Figura 25: Fluxograma da metaheurística LNS.....	42
Figura 26: Solução final da fase 2 e apresentação da melhor alternativa em análise.	47
Figura 27: Cenários considerados para a análise de sensibilidade aplicada às instâncias de teste. ..	50
Figura 28: Localização dos contentores presentes na rota número 3 em análise.....	55
Figura 29: Cenários considerados para a análise de sensibilidade aplicado à rota número 3 do caso de estudo.....	57
Figura 30: Variação do lucro da melhor alternativa com a variação do grau de destruição para cada cenário.....	59
Figura 31: Variação do lucro com o aumento do raio de influência, para os cenários 3 (50%) e 4 (70%).....	60
Figura 32: Rota de recolha para a 1º dia de recolha da alternativa 4 (dia 1, cenário 4C).	62
Figura 33: Rota de recolha para a 2º dia de recolha da alternativa 3 (dia 7, cenário 4C).	62
Figura 34: Rota de recolha para a 3º dia de recolha da alternativa 1 (dia 10, cenário 4C).	63

Figura 35: Localização dos 226 contentores pertencentes às 3 rotas de recolha do caso de estudo.	64
Figura 36: Cenários considerados para a análise de sensibilidade aplicado ao caso de estudo – 226 contentores.	65
Figura 37: Rota de recolha no dia 1 para a alternativa 4, onde são recolhidos 79 contentores.....	68
Figura 38: Rota de recolha no dia 5 para a alternativa 4, onde são recolhidos 92 contentores.....	68
Figura 39: Mapa dos SGRUs a operar em Portugal Continental (INE, 2014)	80
Figura 40: Fluxograma do SA (Zhan et al., 2016).....	81
Figura 41: Fluxograma do TS (Roy, 2012).....	82

Índice de Tabelas

Tabela 1: Principais infraestruturas de resíduos à data de 2016 (Agência Portuguesa do Ambiente, 2016).....	5
Tabela 2: Quantidades retomadas de resíduos de embalagens, em toneladas (SPV, 2017).	7
Tabela 3: Taxa de enchimento dos ecopontos de papel, vidro e plástico/metál, analisados no período Janeiro-Julho de 2013. O número de observações do vidro é apenas para as recolhidas efetuadas em junho de 2013.	9
Tabela 4: Conjunto dos passos do processo destruir/reparar.	43
Tabela 5: Parâmetros do método de solução do IRP.	49
Tabela 6: Resultados por cenário dos diferentes testes do método de solução aplicado às instâncias de teste após a fase 2.	51
Tabela 7: Resultados por cenário da melhor alternativa após a fase 1.	52
Tabela 8: Resultados por cenário da melhor alternativa após a fase 2.	53
Tabela 9: Comparação do lucro entre a fase 1 e 2, entre diferentes cenários (fim da fase 2) e variação do tempo computacional entre graus de destruição (fim da fase 2).	53
Tabela 10: Comparação dos resultados obtidos na dissertação e os resultados de Morais <i>et al.</i> (2018) para o IRP estático.	54
Tabela 11: Situação atual da operação efetuada pela Valorsul para a rota de recolha número 3 no período entre 09 de janeiro a 23 de janeiro.	56
Tabela 12: Resultados obtidos por Morais <i>et al.</i> (2018) - cenário 2 na resolução do IRP para a rota número 3.	56
Tabela 13: Resultados por cenário dos diferentes testes do método aplicado à rota número 3 e após a fase 2.	57
Tabela 14: Lucro e tempo computacional calculado após a fase 1 e fase 2 do método de solução bem como a comparação do lucro entre fases, aplicado à rota número 3 e para os diferentes cenários considerados.	58
Tabela 15: Comparação do lucro e tempo computacional da melhor alternativa entre cenários com diferente grau de destruição (cenários 3 e 4).	59
Tabela 16: Alternativas mistas.	60
Tabela 17: Dados de desempenho do cenário que apresenta o lucro maior para as alternativas mistas, para a rota número 3.	61
Tabela 18: Valores do lucro da situação atual, trabalho de Morais <i>et al.</i> (2018) (cenário 2) e LNS, bem como a comparação entre a metaheurística LNS e a situação atual e cenário 2 (lucro e situação atual) para as alternativas mistas.	63
Tabela 19: Situação atual para a recolha dos 226 contentores para um período de 8 dias.	65
Tabela 20: Resultados por cenário dos diferentes testes do método aplicado à instância Valorsul - 226 contentores após a fase 2.	66
Tabela 21: Valores do lucro e tempo computacional da melhor alternativa para cada cenário e fase e a comparação do lucro entre fases, aplicado às três rotas de recolha.	67

Tabela 22: Dados de desempenho da alternativa 4 para a instância real da Valorsul - 226 contentores.	67
Tabela 23: Lucro das 5 alternativas para o cenário 5B no fim de cada fase.	69
Tabela 24: Temperaturas registadas para todas as alternativas contempladas.	69
Tabela 25: Resultados obtidos por Ramos <i>et al.</i> (2018) para o cenário 2A.	70
Tabela 26: Resultados obtidos por Ramos <i>et al.</i> (2018) para o cenário 3A.	71
Tabela 27: Lucro e tempo computacional para a situação atual, cenário 2A, cenário 3A e método de solução, aplicado à instância real da Valorsul - 226 contentores e a comparação entre o método de solução desenvolvido e o cenário atual, cenário 2A e cenário 3A.	71
Tabela 28: Dados da operação da Valorsul em Portugal.	81
Tabela 29: Dados de desempenho do cenário 3A, para o caso de estudo referente a uma rota de recolha.	82
Tabela 30: Dados de desempenho do cenário 3B, para o caso de estudo referente a uma rota de recolha.	83
Tabela 31: Dados de desempenho do cenário 3C, para o caso de estudo referente a uma rota de recolha.	83
Tabela 32: Dados de desempenho do cenário 4A, para o caso de estudo referente a uma rota de recolha.	83
Tabela 33: Dados de desempenho do cenário 4B, para o caso de estudo referente a uma rota de recolha.	83
Tabela 34: Dados de desempenho do cenário 4C, para o caso de estudo referente a uma rota de recolha.	84
Tabela 35: Dados de desempenho do cenário 5A, para o caso de estudo referente a 3 rotas de recolha.	84
Tabela 36: Dados de desempenho do cenário 5B, para o caso de estudo referente a 3 rotas de recolha.	84

Lista de Acrónimos

ABC- *Artificial Bee Colony*

ACO- *Ant Colony Optimization*

ALNS- *Adaptative Large Neighborhood Search*

CD- *Centros de Distribuição*

CVRP- *Capacity VRP*

CyIRP- *Cyclic IRP*

DP- *Demand Points*

DIRP- *Dynamic IRP*

DSIRP- *Dynamic Stochastic IRP*

EA- *Evolutionary Algorithms*

GA- *Genetic Algorithm*

GRASP- *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*

IRP- *Inventory Routing Problem*

IRPTW- *IRP with time windows*

LIRP- *Location IRP*

LNS- *Large Neighborhood Search*

LS- *Local Search*

MC- *Merchandise Center*

MDIRP- *Multi Depot IRP*

MIRP- *Maritime IRP*

MMIRP- *Multi Product Multi Vehicle IRP*

MPIRP- *Multi Period IRP*

MUIRP- *Multi Product IRP*

MVIRP- *Multi Vehicle IRP*

PERSU- *Plano Estratégico para os Resíduos Urbanos*

PIRP- *Periodic IRP*

POIRP- *Production IRP*

RSU- Resíduos Sólidos Urbanos

RTI- *Returnable Transport Items*

SA- *Simulated Annealing*

SGRU- Sistema de Gestão de Resíduos Urbanos

SIGRE- Sistema Integrado de Gestão de Resíduos de Embalagens

SIRP- *Stochastic IRP*

SPV- Sociedade Ponto Verde

SWCRP- *Smart Waste Collection Routing Problem*

SWM- *Smart Waste Management*

TIC- Tecnologias de Informação e Comunicação

TS- *Tabu Search*

VLSN- *Very Large Scale Neighborhood Search*

VMI- *Vendor Managed Inventory*

VNS- *Variable Neighborhood Search*

VRP- *Vehicle Routing Problem*

VRPP- *Vehicle Routing Problem with Profits*

Capítulo 1: Introdução

A presente introdução tem como principal objetivo apresentar a dissertação ao leitor. O capítulo encontra-se dividido em três secções: na secção 1.1 contextualiza-se o problema a estudar, na secção 1.2 os objetivos a atingir no desenvolvimento da dissertação e na secção 1.3 finaliza-se com a estrutura da dissertação. Pretende-se que o leitor no fim da leitura deste capítulo tenha uma ideia global sobre todo o trabalho realizado na dissertação e que consiga entender o encadeamento das etapas do mesmo.

1.1 Contextualização do problema

O avanço das tecnologias de informação, com velocidades de transferência de dados cada vez mais rápidas e o armazenamento de informação (físico ou em *cloud*) a preços cada vez mais competitivos, faz com que o processamento de informação em tempo real se torne menos dispendioso e mais eficaz, oferecendo ao decisor flexibilidade e eficiência na hora de tomar uma decisão (Bianchi, 2000).

No âmbito da temática da recolha dos resíduos, os avanços recentes em tecnologias de informação e comunicação (TIC) possibilitam o acesso à informação sobre o nível de enchimento de contentores em tempo real, através da colocação de sensores no interior dos mesmos. Contudo, essa informação não é por si só suficiente para aumentar a eficiência da recolha, sendo, portanto, necessário integrá-la com o planeamento das rotas de recolha. Uma eficiente definição das rotas dos veículos constitui uma mais valia para as empresas, tanto a nível económico (através da redução de custos ou alocação eficiente dos recursos) como a nível competitivo, oferecendo às empresas uma vantagem face aos concorrentes (operações mais eficientes, traduzindo-se numa redução de tempo e recursos financeiros das mesmas).

Esta dissertação parte do trabalho de Ramos *et al.* (2018), onde é introduzido o *Smart Waste Collection Routing Problem* (SWCRP), que consiste em definir rotas dinâmicas para recolha de resíduos com base na informação em tempo real sobre o nível de enchimento dos ecopontos. Neste trabalho, o SWCRP foi abordado como um *Vehicle Routing Problem with Profits* (VRPP) que seleciona os contentores a serem visitados e a rota ótima dos veículos, maximizando a quantidade de resíduos a recolher enquanto se reduz a distância total percorrida, satisfazendo as restrições de capacidade dos contentores e dos veículos, para um horizonte temporal diário. Contudo, a definição de rotas dinâmicas, para um horizonte temporal de um dia, baseadas na informação em tempo real acerca da taxa de enchimento dos contentores pode levar a soluções de curto prazo que não têm em consideração que, no caso da recolha ocorrer mais tarde no horizonte temporal, o lucro da solução final pode ser superior devido à recolha de contentores com maior quantidade de resíduos. Nesse sentido, é necessário realizar o planeamento para um horizonte temporal mais alargado, modelando o problema como um *Inventory Routing Problem* (IRP). Assim, no trabalho seguinte de Morais *et al.* (2018) efetua-se uma comparação entre os dois modelos (VRPP e IRP) para a resolução do SWCRP com base em instâncias de pequena dimensão e conclui-se que o IRP apresenta soluções melhores, sendo que a máxima diferença observada entre os dois modelos é 34% e a média das diferenças observadas é 21%.

No entanto, o trabalho de Morais *et al.* (2018) apenas foi resolvido para uma rota de 68 contentores do

caso de estudo, não tendo a capacidade computacional para resolver o caso de estudo completo, onde estão presentes 3 rotas de recolha (226 contentores).

Assim, a presente dissertação pretende dar continuidade aos trabalhos desenvolvidos por Morais *et al.* (2018) e por Ramos *et al.* (2018), desenvolvendo um método de solução para a resolução do IRP capaz de resolver instâncias de maior dimensão. No trabalho de Morais *et al.* (2018) foi desenvolvido um modelo de programação linear inteira mista, que não tem a capacidade computacional para resolver o IRP para grandes instâncias. Assim, o método de solução a desenvolver nesta dissertação deverá ser capaz de resolver problemas reais em sistemas de recolha de resíduos. Segundo Laporte (2009), a resolução de VRPs aplicado a instâncias reais superiores a 100 vértices e quando é necessário encontrar soluções de forma rápida, o método de solução mais utilizado é o método aproximado, com recurso a uma metaheurística. Assim, definiu-se que para a resolução do IRP de recolha aplicado ao contexto de recolha de resíduos será utilizada uma metaheurística.

1.2 Objetivos da dissertação

O principal objetivo da presente dissertação é desenvolver um método de solução capaz de resolver o IRP aplicado ao contexto da recolha de resíduos em problemas de grande dimensão. Para além deste objetivo principal, existem outros objetivos secundários que se pretendem alcançar com a realização desta dissertação:

- 1) Conhecer o contexto da recolha de resíduos em Portugal;
- 2) Definição do IRP, suas variantes e métodos de solução;
- 3) Clarificar, à luz da literatura existente, quais as metaheurísticas mais utilizadas na resolução de IRPs, particularizando a temática da recolha de resíduos.
- 4) Expor os resultados da resolução do IRP através do método de solução desenvolvido na dissertação para as instâncias de teste e para as instâncias reais;
- 5) Comparar os resultados alcançados na presente dissertação com os trabalhos de Ramos *et al.* (2018) e Morais *et al.* (2018).

1.3 Estrutura da dissertação

A dissertação está dividida em seis capítulos:

1. Introdução

No primeiro capítulo é efetuada uma contextualização do problema a abordar na dissertação, revelando a motivação e os trabalhos que estiveram na origem deste trabalho, os seus objetivos e a estrutura do mesmo.

2. Definição do problema

Neste capítulo procura-se conhecer a realidade da reciclagem em Portugal e a gestão de resíduos (bem como os Sistemas de Gestão de Resíduos Urbanos (SGRUs) a operar no país), aprofundar o papel da Sociedade Ponto Verde (SPV) em todo o processo da reciclagem, assim como os seus fluxos físicos e monetários. Por fim, apresenta-se a empresa de gestão de resíduos Valorsul que será o caso de estudo que servirá de base para a validação da metaheurística desenvolvida na dissertação.

3. Revisão da Literatura

Depois de no capítulo 2 se ter definido o problema em análise, procede-se à revisão de literatura acerca do IRP e dos métodos de solução utilizados na resolução de problemas de otimização, particularmente metaheurísticas. De seguida, aprofunda-se a pesquisa sobre as metaheurísticas mais utilizadas no âmbito do IRP e particulariza-se a pesquisa nos IRPs de recolha, culminando assim numa análise dessas tendências.

4. Definição do método de solução

No capítulo 4 apresenta-se a formulação matemática do IRP aplicada ao SWCRP, adaptada do trabalho de Morais *et al.* (2018). Apresenta-se também o método de solução desenvolvido na presente dissertação para resolver o problema em análise. Explica-se em detalhe as duas fases do método de solução desenvolvido (heurística para seleção dos dias de recolha e contentores a recolher e metaheurística de otimização de rotas de recolha).

5. Resultados

No capítulo 5 apresenta-se os resultados obtidos após aplicação do método de solução desenvolvido a instâncias de teste e a instâncias reais. Efetua-se uma análise de sensibilidade ao variar determinados parâmetros do método de solução, de modo a verificar de que forma estes influenciam a qualidade da solução final. Posteriormente, efetua-se uma comparação com os resultados de Ramos *et al.* (2018) e Morais *et al.* (2018).

6. Conclusões e trabalhos futuros

Neste capítulo são identificadas as conclusões do trabalho realizado e propõem-se possíveis trabalhos que possam ser realizados no futuro.

Capítulo 2: Definição do problema

O presente capítulo tem como objetivo conhecer de forma aprofundada o problema a tratar na presente dissertação. Na secção 2.1 procura-se entender o estado atual da gestão de resíduos em Portugal bem como as metas a alcançar definidas pelo Plano Estratégico para os Resíduos Sólidos Urbanos (PERSU); na secção 2.2 estuda-se o estado atual da reciclagem de embalagens em Portugal e o papel da Sociedade Ponto Verde (SPV) em todo o processo, incluindo os seus fluxos físicos e monetários, e apresentam-se os SGRUs a operar em Portugal Continental. Na secção 2.3 apresenta-se o caso de estudo que será utilizado para a validação do método de solução desenvolvido. Por fim, apresenta-se as respetivas conclusões do capítulo (secção 2.4).

2.1 A Gestão de Resíduos em Portugal

O constante crescimento da população mundial aliado a um crescimento do consumismo tem levado o ser humano a explorar de forma insustentável os recursos naturais, produzindo cada vez mais resíduos. A exploração e o tratamento desses mesmos resíduos são essenciais para a sustentabilidade futura do nosso planeta, pois o não tratamento dos mesmos afeta diretamente os solos (infertilidade dos solos) e o contágio dos lençóis freáticos (através da lixiviação) (Graça, 2015).

Em Portugal, durante a década de 90, a solução para a deposição dos resíduos urbanos passava por uma lixeira a céu aberto, onde os mesmos eram depositados e posteriormente queimados, sem qualquer tipo de controlo ambiental sobre este processo (Cruz, 2005).

O primeiro PERSU, documento que define as estratégias e metas para a temática da gestão dos resíduos sólidos urbanos, foi elaborado entre 1996 e 1997. O PERSU está definido para um horizonte temporal de 10 anos e o primeiro PERSU foi importante para a irradicação total das lixeiras, construção de infraestruturas de deposição controlada de RSU e abriu portas para a implementação da recolha seletiva através do início da construção de uma rede de ecopontos. O primeiro PERSU foi considerado um sucesso devido à irradicação de lixeiras, contudo existiram outras metas para 2005 que ficaram aquém do previsto, como a reciclagem e o uso excessivo de aterros (Nunes, 2017).

Em 2006, devido a uma maior exigência na política europeia dos resíduos, foi elaborada uma segunda versão do PERSU (II) para o período 2007-2016 que previa intensificar as políticas de redução, reciclagem e reutilização e monitorizar as infraestruturas de tratamento e eliminação de resíduos. De modo a minimizar a utilização de aterros, previu-se a construção de unidades de tratamento mecânico e biológico e de valorização orgânica. Estas medidas têm servido para um aumento da reciclagem multimaterial e da valorização dos resíduos. As principais infraestruturas de tratamento de resíduos existentes em 2016 estão presentes na tabela 1.

Tabela 1: Principais infraestruturas de resíduos à data de 2016 (Agência Portuguesa do Ambiente, 2016)

Principais infraestruturas	Existentes
Aterros	32
Tratamento Mecânico	6
Central de Valorização Orgânica (RInd)	16
Central de Valorização Orgânica (RSel)	5
Central de Valorização Energética	2
Estação de triagem	30
Estação de Transferência	90
Ecocentros	197

Em 2016, devido ao não cumprimento de algumas metas definidas no PERSU II, nomeadamente a utilização excessiva da deposição em aterro e a utilização aquém do esperado da recolha seletiva, foi necessário reformular o PERSU. Assim sendo, foi elaborada uma nova fase do plano para 2020, sendo atualmente o plano estratégico para a gestão de resíduos sólidos urbanos em Portugal Continental.

O PERSU 2020 assenta no conceito da economia circular, onde o foco é fechar o ciclo de vida dos produtos através do aumento da reutilização e da reciclagem em diversas fases como a produção, consumo e a gestão de resíduos (Agência Portuguesa do Ambiente, 2017).

Os principais objetivos do PERSU 2020 são:

- Reciclar 50%/65% dos resíduos urbanos até 2020|2030;
- Reciclar 75% dos resíduos de embalagens até 2030;
- Reduzir a deposição em aterro a um máximo de 10% de todos os resíduos até 2030;
- Proibir a deposição em aterro de resíduos submetidos a recolha seletiva.

Segundo a Agência Portuguesa do Ambiente (2017), em 2016 38% dos resíduos totais foram reciclados, o que equivale a 38 kg/habitante.ano, estando ainda longe da meta de 50% anunciada para 2020 (que equivale a 47 kg/habitante.ano) e da meta de 65% para 2030.

2.2 A Reciclagem de Embalagens em Portugal

De acordo com Ministério do Ambiente e Ordenamento do Território (2011), a reciclagem é qualquer operação de valorização (incluindo o reprocessamento de materiais orgânicos) através do qual os materiais constituintes dos resíduos são novamente transformados em produtos, materiais ou substâncias para o seu fim original, ou para outros fins, mas que não inclui a valorização energética, nem o reprocessamento em materiais que devam ser utilizados como combustível ou em operações de enchimento.

Diversos materiais são passíveis de serem reciclados: materiais de embalagens, como o vidro, papel, plástico, metal; pneus, pilhas, óleos vegetais, equipamentos eletrónicos e eléctricos, entre outros. Existem diferentes sociedades gestoras consoante o tipo de material a reciclar, tais como, a Sociedade Ponto Verde para o caso dos resíduos de embalagens (vidro, papel, plástico/metal), a Ecopilhas para

o caso das pilhas e alcalinos, a Amb3E e *European Recycling Platform* (ERP) para os equipamentos elétricos e eletrónicos, a ValorPneu para o caso dos pneus e várias empresas para o caso da reciclagem dos óleos vegetais. A reciclagem destes materiais permite a utilização dos mesmos como matéria-prima para novos produtos tais como aço, granulado de borracha (reciclagem de pneus) ou reduzir o impacto de determinados resíduos (nomeadamente os resíduos eletrónicos e pilhas) no meio ambiente.

Relativamente às embalagens, a Sociedade Ponto Verde é responsável por gerir o Sistema Integrado de Gestão de Resíduos de Embalagens (SIGRE) que existe para garantir a organização e gestão de um circuito que assegura a retoma, valorização e reciclagem dos resíduos de embalagens não-reutilizáveis, assim como a diminuição do volume de resíduos depositados em aterro (SPV, 2018a).

Segundo dados retirados da SPV (2018a), em duas décadas de operação da SPV, Portugal já reciclou 7.5 milhões de toneladas de resíduos de embalagens e 7 em cada 10 famílias fazem reciclagem. Atualmente, 44% dos resíduos produzidos pela população portuguesa são reciclados, existindo mais de 43 mil ecopontos espalhados pelo território nacional. Estes dados refletem uma maior consciencialização da população portuguesa para assuntos relacionados com a reciclagem.

O funcionamento do ciclo de reciclagem gerido pela SPV está ilustrado na figura 1.

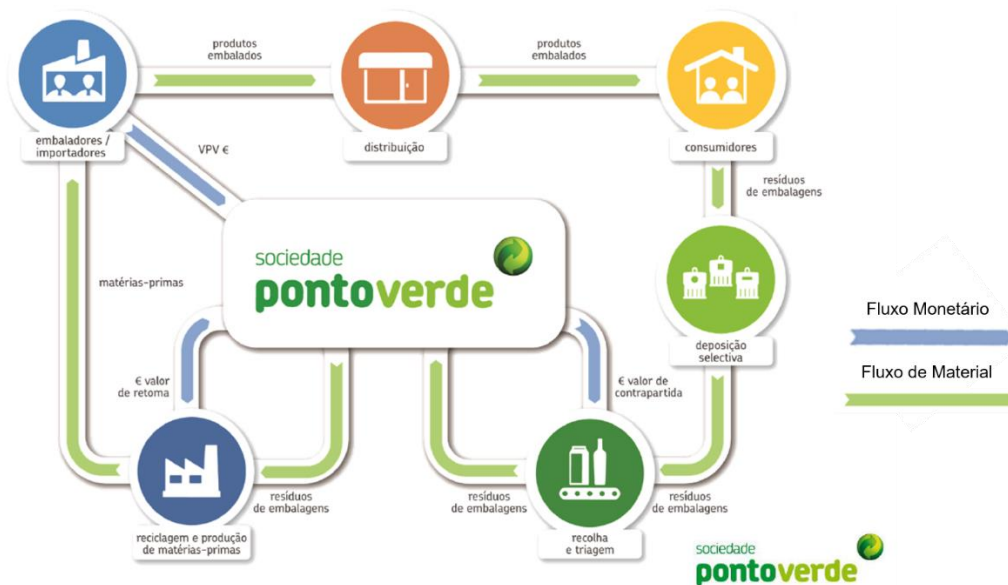


Figura 1: Funcionamento da Sociedade Ponto Verde (Raposo, 2014)

Os Embaladores/Importadores colocam as embalagens no mercado e têm a responsabilidade de gerir os resíduos em que aquelas se transformam após consumo (sendo essa responsabilidade transferida para a SPV). Para tal, os Embaladores/Importadores pagam o Valor Ponto Verde à SPV (valor pago por cada embalagem colocada no mercado, consoante o peso e tipo de material da embalagem). Após o consumo, o consumidor final é responsável por separar as embalagens consoante o tipo de material (papel/cartão, vidro ou plástico/metal) e colocá-las em recipientes domésticos próprios sendo que depois são depositadas (deposição seletiva) em ecopontos localizados nas ruas, recolhidos porta-à-porta ou em ecocentros. Na fase seguinte, é efetuada a recolha e triagem dos resíduos. Esta operação

é realizada pelas câmaras municipais ou empresas de resíduos que gerem a recolha e triagem (os SGRUs). A SPV remunera os Sistemas de Gestão de Resíduos Urbanos (SGRUs) através do valor de contrapartida. Este valor destina-se a cobrir os custos da recolha seletiva e triagem suportados pelos SGRUs. Após triagem, os SGRUs disponibilizam os resíduos à SPV, que depois os encaminha para valorização e reciclagem através da venda dos resíduos a Retomadores/Recicladores, que pagam o Valor de Retoma. Este valor pode assumir valores negativos e, nesse caso, a SPV paga ao retomador para proceder à retoma dos resíduos (SPV, 2017).

A SPV encaminhou para retoma, em 2017, 340.922 toneladas de resíduos de embalagens, sendo que 93% desses resíduos provieram da recolha seletiva. A discriminação dos resíduos de embalagens para retoma, por tipologia, é apresentada na tabela 2.

Tabela 2: Quantidades retomadas de resíduos de embalagens, em toneladas (SPV, 2017).

ORIGENS	VIDRO	PAPEL E CARTÃO	ECAL	PLÁSTICO	AÇO	ALUMÍNIO	MADEIRA	Total
Recolha Seletiva	162 800	86 366	6 547	51 486	6 157	718	3 356	317 430
Recolha Indiferenciada	250	583	1 156	7 736	13 189	577	0	23 492
Incineração	0	0	0	0	8 227	476	0	8 703
TMB	250	583	1 156	7 736	4 962	101	0	14 789
Total Fluxo Urbano	163 050	86 949	7 703	59 222	19 347	1 295	3 356	340 922

2.3 Caso de estudo

Em Portugal Continental, existem 23 SGRUs. Estes SGRUs estão presentes em diversas fases do processo da gestão de resíduos tais como a recolha, o transporte, a triagem e a valorização ou eliminação dos resíduos através da reciclagem. A colaboração da SPV com os diferentes SGRU permite que 100% da área portuguesa esteja abrangida pelas políticas da SPV. Apresenta-se na figura 39 (anexo 1) o mapa dos SGRUs a operar em Portugal Continental.

Os principais objetivos dos SGRUs nos próximos anos são reduzir a quantidade de resíduos a serem depositados em aterro e aumentar o número de resíduos a enviar para reciclagem. Estes dois objetivos atingem-se à custa da eficiência e otimização das instalações em funcionamento. Segundo a Agência Portuguesa do Ambiente (2017), os SGRUs ficarão dotados a curto prazo de infraestruturas de tratamento de resíduos urbanos que lhes permitem atingir estes objetivos embora em alguns casos seja necessário investimento ou a utilização de infraestruturas de SGRU vizinhas.

Foi selecionado um SGRU como caso de estudo para a presente dissertação a Valorsul. Este sistema foi selecionado devido à sua colaboração em projetos e dissertações anteriores, estando os dados sobre a recolha seletiva (rotas realizadas, taxas de enchimento, entre outros) disponíveis.

A Valorsul pertence ao grupo EGF. A EGF é a empresa líder no tratamento e valorização dos resíduos em Portugal e a sua função é gerir e coordenar os seus 11 SGRU que operam em diferentes áreas de Portugal Continental. A EGF está presente em 174 municípios, servindo cerca de 6,3 milhões de habitantes em Portugal. Ao longo de toda a sua existência, a EGF já tratou cerca 3,2 milhões de toneladas de resíduos, reciclando 275 mil toneladas (EGF, 2018b).

Os SGRUs que pertencem à EGF são apresentados na figura 4 sendo que, segundo a Agência Portuguesa do Ambiente (2016), gerem cerca de 64% dos resíduos totais produzidos em Portugal. A área de intervenção da Valorsul está evidenciada na figura 2.

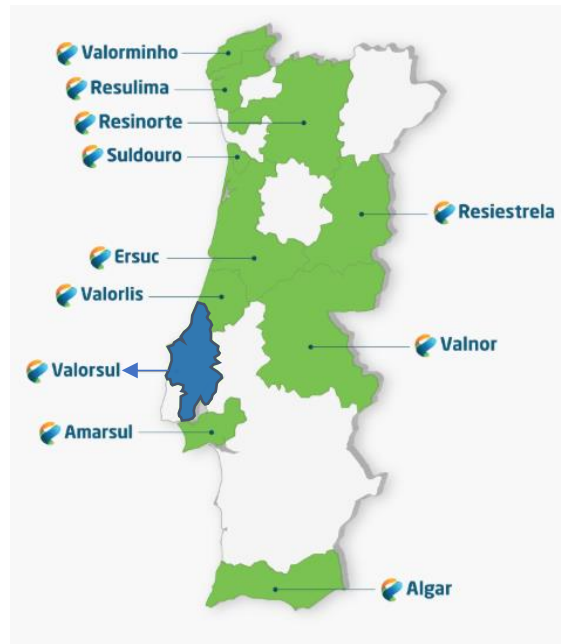


Figura 2: SGRUs que fazem parte da EGF (EGF, 2018a).

A Valorsul é uma empresa de gestão de resíduos que opera em 19 municípios em Portugal, cobrindo uma área geográfica de 3391 km² e serve cerca de 1.6 milhões de habitantes (EGF, 2018a). Está presente em várias fases do tratamento de resíduos: valorização energética, recolha e triagem de materiais recicláveis, valorização orgânica, valorização de escórias e deposição em aterro (Valorsul, 2018c). Assim, a Valorsul oferece soluções integradas e completas para a gestão do ciclo de vida dos resíduos, abrangendo diferentes tipologias de recolha (indiferenciada, seletiva de materiais recicláveis e seletiva de matéria orgânica). Em 2017, a Valorsul enviou para reciclagem 25 mil toneladas de vidro, 15 mil toneladas de plástico/metal, 30 mil toneladas de papel e 921 mil toneladas de resíduos orgânicos. Apesar da área de intervenção da Valorsul ser menos de 4% da área total do país, a empresa valoriza mais de 20% de todo o lixo doméstico produzido em Portugal (Valorsul, 2018a).

A Valorsul é responsável pela recolha seletiva em 14 dos 19 municípios. Nos restantes municípios, são as próprias câmaras municipais responsáveis pela recolha seletiva (Valorsul, 2018b). Para tal, a Valorsul disponibiliza 8274 ecopontos à população e tem pré-definidas 26 rotas para a recolha do papel/cartão, 30 rotas para a recolha do vidro e 26 rotas para a recolha de plástico/metal, que são

realizadas com periodicidades diferentes. Em média, as rotas do papel/cartão têm uma periodicidade de 9,6 dias, as do vidro 25,2 dias e as rotas de plástico/metálico 10,4 dias. A pessoa responsável pela atribuição das rotas analisa o nível de enchimento de cada ecoponto (por estimativa), os trabalhadores e veículos disponíveis e atribui as rotas a efetuar no dia seguinte. As rotas são definidas independentemente do nível de enchimento dos ecopontos. O nível de enchimento dos contentores é registado pelo motorista no momento da recolha, seguindo uma escala de 0%, 25%, 50%, 75% ou 100%. Este registo é efetuado para o contentor que está a ser recolhido e os restantes contentores pertencentes ao mesmo ecoponto. Na tabela 28 (anexo 2) apresentam-se as características principais da Valorsul, referentes a 2014 e retirados de (EGF, 2018a) e (SPV, 2017).

A Valorsul disponibilizou os dados relativos à taxa de enchimento dos seus ecopontos (papel, vidro, plástico/metálico) registado pelos motoristas para o período de janeiro a julho de 2013. Dos circuitos analisados, pretendeu-se aferir a taxa real de enchimento dos ecopontos (tabela 3).

Tabela 3: Taxa de enchimento dos ecopontos de papel, vidro e plástico/metálico, analisados no período Janeiro-Julho de 2013. O número de observações do vidro é apenas para as recolhas efetuadas em junho de 2013.

Taxa de enchimento	0%	25%	50%	75%	100%	Total	Número de observações total
(Papel)%	24%	14%	23%	18%	21%	100%	39844
(Vidro)%	48%	27%	16%	6%	3%	100%	827
(Plástico/Metal)%	16%	10%	23%	20%	31%	100%	42966

Ao analisar-se a tabela 3, verifica-se que apenas 39% dos ecopontos de papel e 9% dos ecopontos de vidro visitados apresentam uma taxa de enchimento igual ou superior a 75%. Estes valores representam uma ineficiência na recolha de resíduos, obrigando os veículos a percorrer quilómetros para recolher contentores com uma taxa de enchimento inferior a 25% ou a percorrer quilómetros para visitar ecopontos sem necessidade de recolha dos mesmos.

2.4 Conclusões do Capítulo

Uma crescente consciencialização da população portuguesa no que diz respeito à reciclagem dos seus resíduos, aliado a uma crescente produção de resíduos, fruto do aumento e mudança dos hábitos de consumo, traduz-se na necessidade das empresas de gestão de resíduos em melhorar as suas operações. Analisando o caso de estudo presente neste capítulo, conclui-se que esta empresa ainda efetua um elevado número de quilómetros para visitar ecopontos que apresentam pouco peso de resíduos para recolher.

Nesse sentido, planear as rotas de recolha com base na informação em tempo real acerca do nível de enchimento dos ecopontos irá traduzir-se numa melhor alocação dos recursos, não sobrecarregando o sistema e os motoristas com viagens desnecessárias.

Capítulo 3: Revisão da literatura

O presente capítulo pretende apresentar alguns conceitos importantes da literatura que sejam relevantes para o IRP aplicado ao contexto da recolha dos resíduos, bem como para o método de solução escolhido. Assim, na secção 3.1, apresenta-se o *Inventory Routing Problem* (IRP) e a tendência dos métodos de solução, particularmente metaheurísticas, nos artigos científicos que abordam esta temática. A secção 3.2 aborda o método de solução que é utilizado na dissertação, a metaheurística. Investiga-se a sua origem, a sua classificação e aprofundam-se as metaheurísticas mais utilizadas na literatura. A secção 3.3 pretende fazer a ligação entre os dois conceitos chave deste capítulo: metaheurísticas e IRP de recolha. Assim, dos 65 artigos de IRP analisados, apenas 10 são IRP de recolha de diferentes temáticas (e-commerce, recolha de resíduos), onde os problemas descritos foram resolvidos através da utilização de uma metaheurística. Por fim, a secção 3.4 apresenta as conclusões do capítulo.

3.1 Inventory Routing Problem

O *Inventory Routing Problem* (IRP) pode ser descrito como a combinação de problemas relacionados com a gestão de inventário (*Inventory Management*) e a definição das rotas de veículos (*Vehicle Routing Problem* (VRP)), no qual um fornecedor tem de decidir quando realizar a entrega de produtos a um número de clientes dispersos geograficamente, qual a quantidade a entregar e qual a sequência de visita. O objetivo é encontrar uma política de distribuição que minimize o custo total, composto por custos de transporte, custos de inventário e custos de roturas de stock, garantindo que as restrições de capacidade são respeitadas (Elbek e Wøhlk, 2016). A combinação destes dois tipos de problemas oferece soluções logísticas integradas ao otimizar simultaneamente a gestão de inventário, as rotas e os prazos de entrega (Coelho *et al.*, 2014).

Este problema nasceu de uma crescente adoção por parte dos clientes da estratégia de *Vendor Managed Inventory* (VMI), onde o fornecedor ou distribuidor toma as decisões relativamente à política de reposição de stock de determinado cliente, no que diz respeito a quantidades encomendadas, transporte ou o instante de entrega, monitorizando, assim, o inventário do cliente (fisicamente ou através de meios eletrónicos). Esta estratégia obrigou as empresas de distribuição a procurar melhorar as suas rotas de veículos de modo a não perder competitividade (Waller *et al.*, 1999).

Com a crescente adoção do VMI, as empresas de distribuição começaram a pensar no problema das rotas de distribuição e na gestão de stocks como um único problema, oferecendo dois serviços num só, tendo trazido vantagens tanto para o cliente como para o fornecedor:

- Poupança para o fornecedor ao nível de custos de distribuição e produção, pois estes conseguem coordenar múltiplas entregas para diferentes clientes;
- O cliente não tem de alocar recursos na gestão de inventário.

O fornecedor tem de tomar três decisões em simultâneo: quando servir determinado cliente, qual a quantidade a fornecer e como combinar os diferentes clientes nas suas rotas (Coelho *et al.*, 2014).

Os primeiros estudos publicados relativamente ao IRP foram variações de modelos de VRP juntando

heurísticas desenvolvidas de modo a considerar os custos de inventário. Em 1983, Bell *et al.* (1983) lidou com um problema de gestão de inventário de gases industriais onde estes tinham de ser distribuídos para vários clientes, onde os custos de transportes eram relevantes, a procura era estocástica e os níveis de inventário teriam de ser garantidos.

Apesar das largas contribuições, antes da década de 80, no que diz respeito à integração de distribuição e inventário no mesmo problema, este processo parecia difícil de lidar pois os computadores possuíam uma fraca capacidade de processamento e os algoritmos existentes não tinham a capacidade de lidar com problemas combinatórios complexos como são a definição de rotas e a gestão de inventário (Coelho *et al.*, 2014).

Ao analisar-se a literatura referente à temática de IRP, verifica-se que este tipo de problema tem aplicações em várias áreas distintas como a indústria naval (Zhang *et al.*, 2018), indústria alimentar (Hiassat *et al.*, 2017), logística inversa (Liu *et al.*, 2015), indústria petrolífera (Cheng *et al.*, 2016) e recolha de resíduos (Elbek e Wøhlk, 2016).

Com base nas referidas aplicações, observa-se uma distinção entre IRP de distribuição e IRP de recolha: no primeiro, o objetivo é otimizar as rotas de veículos para entrega de produtos, e no segundo, a otimização das rotas é feita tendo em conta a recolha de produtos. No IRP de recolha, o decisor tem de equacionar um *trade-off* entre o nível de inventário (seja resíduos, devoluções de artigos ou outras aplicações) e o custo de transporte para recolher esse mesmo nível: compensa monetariamente recolher inventário que esteja apenas a 50% da sua ocupação total face aos custos de transporte? Qual o nível ótimo de inventário que justifica a sua recolha?

3.1.1 Variantes de IRP

Nesta secção são apresentadas algumas variantes do IRP com base na pesquisa efetuada, aprofundando-se os tipos de IRP que foram mais referidos na literatura em análise. De notar que muitas variantes de IRP apresentadas na literatura são apenas denominações diferentes dadas pelos autores para o problema em análise.

Segundo Coelho *et al.* (2014), os IRP podem ser divididos em duas categorias: a primeira relativamente a variações na estrutura do IRP e a segunda relativamente à informação da procura. Segundo a estrutura, os IRP podem ser divididos em básico e estendido. Os IRP básicos são aqueles onde a maior parte da comunidade científica se debruçou nos últimos trinta anos e os estendidos são modelos básicos específicos dos problemas em análise. Os modelos básicos podem ser classificados segundo os seguintes critérios: horizonte temporal, estrutura, rota, política de inventário, decisões ao nível de inventário, composição da frota e tamanho da frota, tal como se mostra na figura 3.



Figura 3: Classificação do modelo básico de IRP segundo Coelho *et al* (2014).

O horizonte temporal é o tempo que é tido em consideração quando analisado o IRP, podendo ser finito ou infinito (em modelos teóricos). Em relação à estrutura, o IRP pode ser classificado como um fornecedor e um cliente (1 para 1), um fornecedor para n clientes (1 para n) ou n fornecedores para n clientes (n para n). No que diz respeito à rota, esta pode ser direta (se apenas existir um cliente por rota), múltipla (quando existem diversos clientes na mesma rota) ou contínua (quando não existe um depósito definido). Decisões de inventário determinam de que forma é gerido o stock, sendo que se é permitido stock negativo, é encomendado ao fornecedor mais stock para corresponder a uma procura futura (back orders) mas caso não seja, a procura não correspondida é considerada como vendas perdidas (lost sales). Em contextos determinísticos, é possível restringir o inventário a não-negativo. Políticas de inventário são políticas definidas para a reposição de produtos (quando não existe stock disponível). Assim, as políticas de inventário podem ser nível máximo, onde a reposição dos produtos é flexível mas limitada pela capacidade do cliente e order-up-to-level, onde a quantidade entregue pelo fornecedor é fixa e a necessária face às necessidades do cliente. A frota pode ser homogênea ou heterogênea consoante o tipo de veículos disponíveis para entrega/recolha e o tamanho da frota pode ser única (1 camião), múltipla ou sem restrição (Coelho *et al.*, 2014).

A segunda classificação dos IRP é relativa à informação da procura. Segundo Coelho *et al.* (2014), os IRP podem ser classificados em três grupos: determinísticos, estocásticos e dinâmicos. IRP determinísticos são aqueles onde a informação relativa à procura é conhecida pelo decisor no começo do período de planeamento; os IRP estocásticos (SIRP) são aqueles onde a distribuição de probabilidades relativa à procura é conhecida; os IRP dinâmicos (DIRP) são aqueles onde a procura não é totalmente conhecida no início da fase de planeamento, mas vai sendo revelada gradualmente ao longo do tempo.

3.1.2 Métodos de solução

Existem diversos métodos de solução para resolver problemas de otimização: métodos exatos e métodos aproximados, onde se incluem heurísticas e metaheurísticas. Os métodos exatos constituem algoritmos de pesquisa exaustiva, sendo que percorrem todo o espaço de pesquisa em busca de uma solução ótima para o problema em análise. Este método garante uma solução ótima para o problema, mas a sua utilização não é viável em problemas de elevada dimensão pois é computacionalmente exigente, demorando a encontrar uma solução ótima (Archetti *et al.*, 2007).

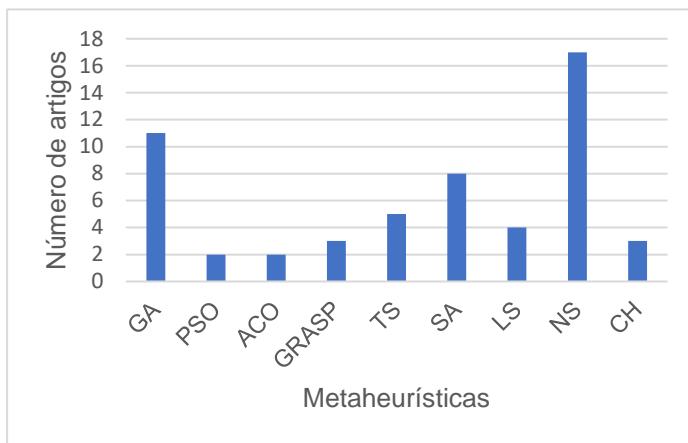
Com o desenvolvimento da teoria da complexidade (da complexidade dos problemas) nos anos 70, a comunidade científica percebeu que os problemas de natureza combinatória eram do tipo *NP-hard*, não se justificando despendere recursos na procura de soluções exatas, debruçando-se sobre os métodos aproximados, que garantam uma solução, embora não seja necessariamente ótima.

Podem-se distinguir nos métodos aproximados dois tipos de abordagens: as heurísticas e as metaheurísticas. Uma heurística explora apenas um subespaço do espaço da solução, havendo a tendência para o algoritmo ficar “preso” em ótimos locais, não encontrando um ótimo global. Uma metaheurística é um método aproximado que faz a ligação entre os procedimentos de melhoria local e estratégias de alto nível, de modo a criar um processo capaz de escapar a um ótimo local e efetuar uma pesquisa alargada no espaço de solução (Glover, 2003).

Com o objetivo de perceber qual a tendência relativamente aos métodos de solução mais utilizados para resolver IRPs (particularmente metaheurísticas), foi efetuada uma revisão sistemática da literatura baseada em duas fases: primeiro, analisou-se o artigo “*Thirty years of Inventory Routing*” de Coelho *et al.*, (2014), artigo esse que faz um levantamento de todos os avanços científicos na área desde o início do IRP (1983) até 2013. Numa segunda fase, a pesquisa incidiu sobre um período atual (2013-2018), utilizando-se como palavras-chave “*Inventory Routing Problem*” e “*Heuristics*”, e para cada artigo foi registado o método de solução utilizado.

Segundo Coelho *et al.*, (2014), houve uma adoção gradual de metaheurísticas, em detrimento de métodos exatos e de heurísticas. Neste período, as metaheurísticas mais utilizadas para a resolução de IRP foram: *Matheuristics* (algoritmo híbrido de uma metaheurística com programação matemática), *Local Search* (LS), *Variable Neighborhood Search* (VNS), *Greedy Randomized Adaptive Search* (GRASP), *Tabu Search* (TS) e *Adaptative Large Neighborhood Search* (ALNS).

Na segunda fase, a pesquisa foi efetuada através do site “*Web of Science*”, utilizando-se as palavras-chave já referidas, filtraram-se os resultados de 2013 a 2018 e removeram-se os “*proceedings papers*”. Escolheu-se este período temporal pois o artigo de Coelho *et al.*, (2014) engloba artigos até 2013, sendo que este artigo serviu de base para o início da pesquisa. Compilou-se a informação de cada artigo num ficheiro *excel*, onde foram registados os campos mais importantes de cada artigo: ano, revista, autores, título, palavras-chave, tipo de aplicação (distribuição ou recolha), tipo de IRP (registado de acordo com a classificação adotada pelo(s) autor(es) dos respetivos artigos), tipo de método de solução e tipo de metaheurística (quando utilizada). O objetivo desta pesquisa é perceber qual a tendência verificada no uso de metaheurísticas para a resolução de problemas de IRP e a tendência das variantes de IRP. Analisaram-se 65 artigos, sendo que a tendência é a resolução do IRP através de métodos aproximados, onde as metaheurísticas se destacam. Na Figura 4 são apresentados os tipos de metaheurísticas utilizados para resolver IRPs no período temporal estudado (2013-2018).

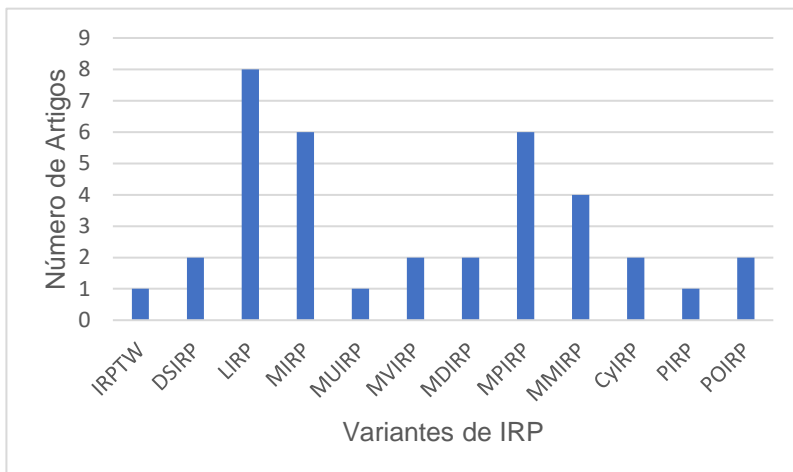


Sigla	Descrição
GA	<i>Genetic Algorithm</i>
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i>
ACO	<i>Ant Colony Optimization</i>
GRASP	<i>Greedy Randomized Adaptive Search Procedure</i>
TS	<i>Tabu Search</i>
SA	<i>Simulated Annealing</i>
LS	<i>Local Search</i>
NS	<i>Neighborhood Search</i>
CH	<i>Clustering Heuristic</i>

Figura 4: Tipo de Metaheurísticas utilizadas para resolver IRPs entre 2013-2018.

Analisando-se a figura 4, constata-se um uso crescente de *Neighborhood Search* e das suas variantes (ALNS, LNS, VND, VNS), bem como de outras metaheurísticas tais como o *Algoritmo Genético*, *Simulated Annealing* e *Tabu Search*. Estas metaheurísticas são aprofundadas na secção 3.2.

Foi também efetuado um levantamento das variantes de IRP mais estudadas na literatura analisada, presentes na figura 5.



Sigla	Descrição
IRPTW	<i>IRP with time windows</i>
DSIRP	<i>Dynamic Stochastic IRP</i>
LIRP	<i>Location IRP</i>
MIRP	<i>Maritime IRP</i>
MUIRP	<i>Multi Product IRP</i>
MVIRP	<i>Multi Vehicle IRP</i>
MDIRP	<i>Multi Depot IRP</i>
MPIRP	<i>Multi Period IRP</i>
MMIRP	<i>Multi Product Multi Vehicle IRP</i>
CyIRP	<i>Cyclic IRP</i>
PIRP	<i>Periodic IRP</i>
POIRP	<i>Production IRP</i>

Figura 5: Variantes de IRP estudadas entre 2013-2018.

As variantes que mais de destacam são a *Location IRP*, *Maritime IRP* e *Multi Period IRP*. Importa destacar igualmente o *Dynamic IRP* por ser um IRP importante no caso de estudo deste projeto. Um IRP dinâmico caracteriza-se por uma procura incerta e não conhecida previamente, mas que vai sendo revelada ao longo do tempo, uma recolha/entrega de inventário de forma dinâmica (em oposição a um

planeamento fixo) e com determinado horizonte temporal. Segundo Coelho *et al.* (2014), para um problema desta natureza é necessário propor uma política de soluções, entre as quais os autores destacam três:

1. Otimizar a cada instante, logo que a informação esteja disponível. A desvantagem deste método é o tempo despendido;
2. Aplicar apenas uma vez o algoritmo estático e depois reotimizar o problema através de uma heurística, quando os dados estiverem disponíveis;
3. Combinação das duas últimas políticas, tirando vantagem das previsões e das probabilidades acerca dos dados que irão estar disponíveis.

3.2 Metaheurísticas

3.2.1 Classificação das Metaheurísticas

Com o aparecimento crescente de inúmeras metaheurísticas, ao longo dos anos, outras classificações acerca dos critérios que as definem podem ser feitas. Sendo uma área de investigação relativamente recente, não existe uma classificação universal adotada. Assim sendo, opta-se por usar a classificação presente no livro de Talbi (2009).

Segundo Talbi (2009) e de acordo com a figura 6, as metaheurísticas podem ser classificadas segundo os seguintes critérios:

- Inspiradas em processos da natureza ou humanos: Colónia de formigas (*Ant Colony Optimization*), colónia de abelhas (*Bee Colony Optimization*), algoritmos genéticos (*Genetic Algorithm*), arrefecimento controlado (*Simulated Annealing*), pesquisa na vizinhança (*Neighborhood Search*);
- Métodos que utilizam, ou não, memória: Existem metaheurísticas onde não existe extração de informação durante a pesquisa, tais como *Local Search*, GRASP e SA. Outros extraem memória durante a pesquisa de soluções, como o *Tabu Search*;
- Determinístico vs. Estocástico: Uma metaheurística determinística resolve um problema de otimização tomando decisões determinísticas como o TS ou o LS, onde uma solução inicial irá levar sempre à mesma solução final. Uma metaheurística estocástica é aquela onde existe aleatoriedade em alguns dos seus parâmetros, sendo que uma solução inicial pode levar a diferentes soluções finais;
- Baseadas no conceito População de pesquisa vs. única solução de pesquisa: As metaheurísticas que baseiam a sua pesquisa numa única solução (como LS e SA) manipulam e transformam uma única solução durante a pesquisa, enquanto que as metaheurísticas que baseiam a sua pesquisa numa população de soluções (*Particle Swarm*, EA) manipulam uma população de soluções durante a pesquisa; as de solução única são orientadas para intensificação, reforçando a pesquisa em regiões específicas enquanto que as de população são de diversificação, explorando todo o espaço de pesquisa;

- Iterativas vs greedy: Nas metaheurísticas iterativas, começa-se por uma solução completa (ou população de soluções) e transforma-se esta a cada iteração utilizando operadores de pesquisa, sendo metaheurísticas construtivas. Nas *greedy* começa-se com uma solução vazia e, a cada passo, uma variável de decisão do problema é destacada até uma solução final completa ser encontrada, sendo que a cada passo a solução é obrigatoriamente melhor que a do passo anterior, sendo, portanto, melhorativas.

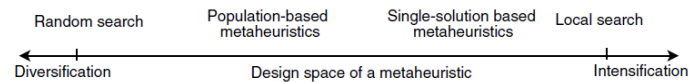


Figura 6: Classificação das metaheurísticas (Talbi, 2009).

No processo de conceção de uma metaheurística é importante ter dois critérios (contraditórios) em conta: a exploração do espaço de pesquisa (diversificação) e a exploração das melhores soluções encontradas (intensificação). Na intensificação, as regiões promissoras do espaço de pesquisa são determinadas pelas melhores soluções encontradas, enquanto que, na diversificação, regiões não exploradas do espaço de pesquisa têm de ser visitadas para garantir que todas são visitadas, não estando a pesquisa confinada apenas a um número reduzido de regiões (Talbi, 2009).

O próximo subcapítulo apresenta de forma detalhada algumas metaheurísticas mais utilizadas em problemas de IRP, após análise à literatura referente a este tema.

3.2.3 Algoritmos genéticos

O algoritmo genético (GA) integra um subconjunto de metaheurísticas baseadas no conceito de população (*Population based metaheuristics*) chamado *Evolutionary Algorithms* (EA). Os EA podem ser divididos em dois tipos: algoritmos geracionais, onde se atualiza toda a população em cada iteração e os algoritmos estado estacionário (*steady-state*), onde se atualiza alguns candidatos da população em cada iteração. Estas metaheurísticas foram criadas com base na teoria da evolução da espécie humana (Darwinismo) e nos seus fenómenos genéticos, como a mutação e o cruzamento ou reprodução.

Em 1970, *John Holland* criou o GA que parte de uma população inicial: um conjunto de soluções candidatas (indivíduo) com um genoma único (dados de cada solução em forma de vetor). Depois, através de um processo iterativo, avalia a qualidade de cada indivíduo (*fitness assessment*); utiliza essa informação para gerar uma população de descendentes, selecionando dois indivíduos que cruzam entre si (*crossover*), troca-se a ordem do genoma do filho (mutação) até o número de crianças estar completo. O *crossover* implica partir o genoma de cada indivíduo ao meio e combinar por pares, de modo a formar crianças (Luke, 2013). É possível observar o código de um algoritmo genético na figura 7.

```

Choose an initial population of chromosomes;
while termination condition not satisfied do
  repeat
    if crossover condition satisfied then
      {select parent chromosomes;
       choose crossover parameters;
       perform crossover};
    if mutation condition satisfied then
      {choose mutation points;
       perform mutation};
    evaluate fitness of offspring
  until sufficient offspring created;
  select new population;
endwhile

```

Figura 7: *Framework* do Algoritmo Genético (Luke, 2013).

3.2.4 Simulated Annealing

O método *Simulated Annealing* (SA), ou arrefecimento simulado, é uma metaheurística que se baseia no aquecimento e arrefecimento controlado utilizado na metalurgia e na produção de vidro, para reduzir o stress causado ao material durante o fabrico de peças, onde a peça é aquecida até uma temperatura elevada e posteriormente é gradualmente arrefecida. Proposto por Kirkpatrick et al. (1983) e partindo do algoritmo de *Metropolis* (1953), SA é um algoritmo de pesquisa local capaz de escapar ao ótimo local, permitindo movimentos *Hill-Climbing* (movimentos que pioram o valor da função objetivo), e que permite encontrar um ótimo global. Graças à sua facilidade de implementação e às propriedades de convergência e utilização de movimentos *Hill-Climbing* para evitar ótimos locais, esta técnica tornou-se popular nos anos 80 e 90 (Henderson *et al.*, 2003).

Segundo Zhan *et al.* (2016), o SA começa com uma solução inicial gerada a partir da função objetivo e a nova solução é gerada de forma aleatória (ou de acordo com alguma regra específica consoante cada problema) partindo da vizinhança da solução anterior. Caso a nova solução seja melhor que a solução atual, a primeira é imediatamente aceite. Caso contrário, a solução atual pode ser aceite de forma a permitir movimentos que explorem o conjunto de soluções em redor de um ótimo local, com vista a encontrar o ótimo global (Guerreiro, 2003). A probabilidade de aceitar uma solução que não melhore o resultado global depende de um parâmetro denominado temperatura (T), que decresce a cada iteração do algoritmo. A probabilidade de aceitar uma solução candidata (ω') diferente da solução atual (ω) é ilustrada na expressão 3.1, sendo o parâmetro temperatura definido por t_k e o valor da função objetivo para a solução candidata, $f(\omega')$:

$$p[\text{Aceitar } \omega'] = \begin{cases} e^{-\left(\frac{f(\omega')-f(\omega)}{t_k}\right)}, & \text{se } f(\omega')-f(\omega)>0 \\ 1, & \text{se } f(\omega') - f(\omega) < 0 \end{cases} \quad (3.1)$$

À medida que a temperatura decresce para zero, os movimentos *Hill-Climbing* ocorrem com menos frequência, pelo que, nas últimas iterações, o algoritmo irá convergir para um ótimo local, que poderá ser ou não o ótimo global. Na figura 40 (anexo 3) apresenta-se um fluxograma para SA.

3.2.5 Pesquisa Tabu

Outra abordagem muito importante no âmbito das metaheurísticas é o *Tabu Search (TS)*, desenvolvido por *Fred Glover* em 1986. Este algoritmo, tal como os algoritmos de pesquisa local (LS), explora o espaço de soluções, movendo-se, a cada iteração, de uma solução inicial admissível (*feasible*) para uma solução na vizinhança da solução corrente. Ao contrário dos algoritmos de LS, a TS aceita soluções que não sejam melhores que a solução atual apenas para escapar a ótimos locais. De modo a evitar repetir soluções que foram visitadas previamente, a TS incorpora uma lista chamada lista tabu, lista essa que contém atributos das soluções exploradas recentemente. A cada iteração é necessário verificar se a solução gerada não pertence à lista tabu, que vai sendo atualizada (Talbi, 2009).

Devido ao facto de, por vezes, as proibições tabus serem demasiado restritivas, podendo impedir movimentos atrativos mesmo sem risco de entrar em ciclo, o estatuto de *tabu* pode ser transposto se algumas condições estiverem reunidas: nestes casos, aplica-se o chamado critério de aspiração e ocorre, por exemplo, quando uma solução encontrada possui um ou mais atributos *tabu* mas permite uma melhoria na função objetivo em relação à melhor solução conhecida até ao momento (Guerreiro, 2003). Na figura 41 (anexo 4) apresenta-se um fluxograma do *Tabu Search*.

Existem diversos tipos de memória: curto, médio e longo prazo, tal como mostra a figura 8. A memória de curto prazo (*tabu list*) guarda o histórico das pesquisas recentes de modo a prevenir ciclos; memória a médio prazo (intensificação) memoriza as melhores soluções (soluções elite) encontradas durante a pesquisa, sendo que o objetivo é dar prioridade aos atributos do conjunto das melhores soluções, pesquisando no espaço das melhores soluções; memória a longo prazo (diversificação) guarda informação das soluções visitadas durante a pesquisa, explorando áreas não visitadas do espaço de soluções. Pode, por exemplo, desencorajar a pesquisa numa área que não seja a área das melhores soluções (Talbi, 2009).

Search Memory	Role	Popular Representation
Tabu list	Prevent cycling	Visited solutions, moves attributes Solution attributes
Medium-term memory	Intensification	Recency memory
Long-term memory	Diversification	Frequency memory

Figura 8: Tipos de memória do TS (Talbi, 2009).

3.2.6 Neighborhood Search

Nesta secção apresenta-se um conjunto de metaheurísticas que utiliza o conceito de vizinhança. Este tipo de metaheurísticas enquadra-se nas metaheurísticas iterativas onde, começando por uma solução inicial, uma solução melhor é encontrada por pesquisa local (LS) na vizinhança. Um aspeto relevante na conceção da vizinhança é escolher a sua estrutura e dimensão. Esta escolha determina se o algoritmo se vai focar numa área da solução ou se vai pesquisar uma maior área da solução. Quanto maior a dimensão da vizinhança, melhor a qualidade dos ótimos locais. Contudo, quanto maior a dimensão, mais tempo o algoritmo demorará a pesquisar a área da vizinhança em cada iteração. Ao realizar várias iterações do algoritmo com diferentes soluções iniciais, cada uma delas irá demorar mais tempo, levando a menos iterações para um determinado período de tempo (Ahuja *et al.*, 2002).

3.2.6.1 Variable Neighborhood Search

A *Variable Neighborhood Search* (VNS) foi introduzida por *Mladenovic* (1995). Ao contrário da maior parte dos algoritmos que utilizam pesquisa local, a VNS não segue uma trajetória, optando por realizar mudanças sistemáticas de estruturas de vizinhança dentro de um processo de exploração do espaço das soluções. O algoritmo tem os seguintes passos:

1. **Inicialização:** é definido um conjunto de vizinhanças N_k de forma aleatória, uma solução inicial x e um critério de paragem (normalmente utiliza-se o máximo tempo de CPU permitido);
2. **Ciclo do VNS:** O ciclo principal do VNS pode ser dividido em três passos (*shaking*, *local search* e *move*)
 - a) **Shaking:** é gerada uma solução x' aleatória na k vizinhança da solução corrente x ;
 - b) **Local Search:** A solução x' é utilizada como solução inicial numa pesquisa local de modo a gerar outra solução x'' (ótimo local). A pesquisa local pode usar qualquer vizinhança;
 - c) **Move:** No fim da pesquisa local, se x'' é melhor que x , substituir x por x'' e a pesquisa continua na vizinhança N_1 . Se não, mover a pesquisa para a vizinhança seguinte.

O algoritmo é eficiente se as vizinhanças utilizadas forem complementares, por exemplo, se o ótimo local da vizinhança N_i não for também ótimo local da vizinhança N_j (Boussaïd *et al.*, 2013).

Segundo Silva e Prates (2014), um aumento da vizinhança traduz-se na exploração de soluções mais distantes que a solução corrente. A busca termina quando o algoritmo encontra uma solução melhor que a corrente. Quando uma iteração termina, o algoritmo retoma à primeira vizinhança.

Se forem encontrados ótimos locais, estes são guardados e o algoritmo explora áreas da solução vizinhas dos ótimos locais, em busca do ótimo global. O VNS, ao utilizar diferentes vizinhanças, encontra diferentes ótimos locais, sendo que o ótimo global é o melhor ótimo local (Mladenović e Hansen, 1997).

Na fase de inicialização, o decisor opta por um conjunto de vizinhanças e essa escolha está relacionada com o objetivo do decisor: se pretender uma intensificação (pesquisa local) no espaço das soluções, opta por menos vizinhanças ao passo que, se optar por mais vizinhanças, haverá uma diversificação da áreas de pesquisa da solução (*shaking*). Se optar por uma maior intensificação, a pesquisa local irá gerar melhores ótimos locais. Porém, se optar pela diversificação (através do *shaking*), o algoritmo irá fornecer melhores regiões do espaço de soluções (Talbi, 2009).

A estrutura do VNS é apresentada na figura 9:

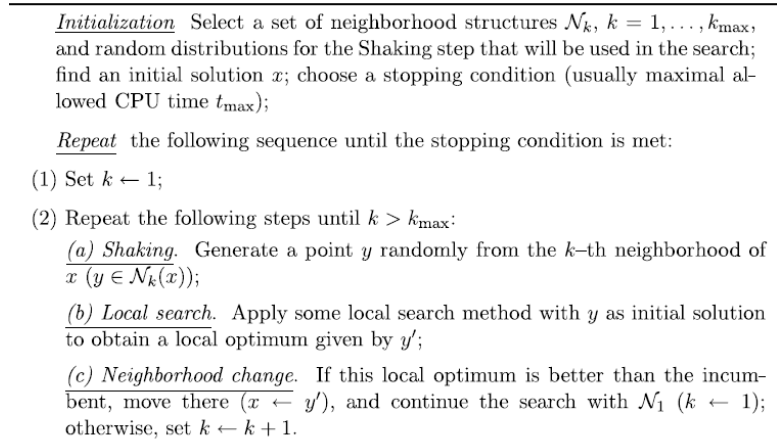


Figura 9: Estrutura do VNS (Mladenović et al., 2008).

3.2.6.2 Variable Neighborhood Descendent

Variable Neighborhood Descendent (VND) é uma versão determinística do VNS. O VND utiliza vizinhanças sucessivas descendentes em busca de um local ótimo. É definido um conjunto de estruturas de vizinhanças N_l ($l = 1, \dots, l_{\max}$), onde N_1 é a primeira vizinhança a ser utilizada e x a solução inicial. Se não existe uma melhoria da solução x na sua vizinhança, o algoritmo passa para a vizinhança seguinte N_{l+1} . Se existir uma melhoria, o algoritmo retoma à primeira vizinhança N_1 para reiniciar a pesquisa. Apresenta-se na figura 10 um resumo da ideia do algoritmo VND. Tal como no VNS, esta estratégia é eficiente se as vizinhanças utilizadas forem complementares, por exemplo, se o ótimo local da vizinhança N_i não for também ótimo local da vizinhança N_j . A complexidade das vizinhanças e a sua dimensão deve ser tida em conta no processo de desenvolver a metaheurística. Quanto maior for a vizinhança, mais tempo o algoritmo irá demorar a encontrar uma solução (Talbi, 2009).

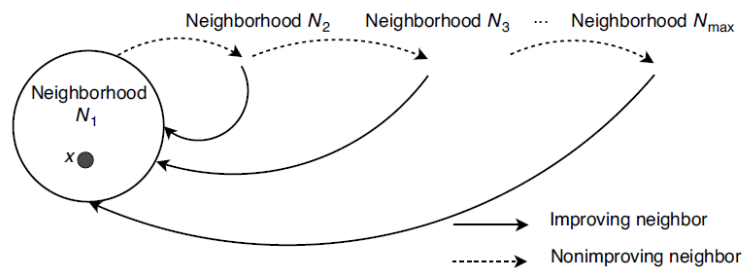


Figura 10: Ideia base do VND (Talbi, 2009).

3.2.6.3 Large Neighborhood Search

Um algoritmo de pesquisa na vizinhança pertencente à classe dos algoritmos VLSN (*Very Large-Scale Neighborhood Search*) ocorre no caso da pesquisa na vizinhança aumentar exponencialmente com a dimensão da instância ou se a vizinhança for demasiado grande para ser explorada explicitamente na prática (Pisinger e Ropke, 2010).

Large Neighborhood Search (LNS) é uma metaheurística proposta por Shaw (1998) onde as vizinhanças das soluções são definidas através de um método chamado “destruir e reparar”. Este

método é dividido em duas fases: a fase “destruir”, que destrói parte da solução atual, e a fase “reparar”, que consiste em reformular a solução destruída de forma diferente. Na figura 11 apresenta-se um exemplo deste método aplicado a um CVRP (*Capacity Vehicle Routing Problem*). A solução inicial apresenta um número de clientes a serem servidos através de determinada rota. A fase “destruir” representa a destruição de certos arcos da solução inicial. Na fase “reparar”, o mesmo número de arcos é repostos com uma combinação diferente da solução inicial (Pisinger e Ropke, 2010).

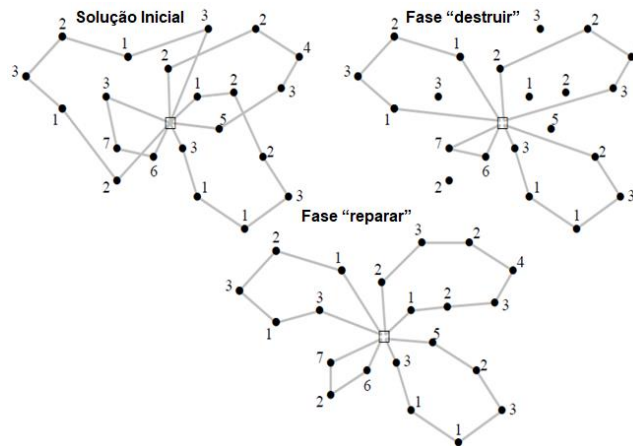


Figura 11: Método “destruir e reparar” (Pisinger e Ropke, 2010).

O pseudocódigo da LNS é apresentado na figura 12. A solução temporária x^t pode ser descartada ou promovida a solução corrente caso seja melhor (linha 6). Na linha 4, a heurística aplica a fase “destruir” e depois a fase “reparar”, retornando uma solução admissível construída a partir da solução destruída, obtendo a solução temporária x^t . A LNS não pesquisa toda a vizinhança da solução inicial, apenas seleciona uma amostra da mesma vizinhança. O critério de paragem é definido pelo decisor, tipicamente definido pelo critério temperatura, similar à metaheurística SA (Pisinger e Ropke, 2010).

Algorithm 1 Large neighborhood search

```

1: input: a feasible solution  $x$ 
2:  $x^b = x$ ;
3: repeat
4:    $x^t = r(d(x))$ ;
5:   if  $\text{accept}(x^t, x)$  then
6:      $x = x^t$ ;
7:   end if
8:   if  $c(x^t) < c(x^b)$  then
9:      $x^b = x^t$ ;
10:  end if
11: until stop criterion is met
12: return  $x^b$ 

```

Sigla	Descrição
x^b	Melhor solução obtida durante a pesquisa
x	Solução corrente
x^t	Solução temporária
$d(\cdot)$	Fase “destruir”
$r(\cdot)$	Fase “reparar”
$c(\cdot)$	Valor da função objectivo

Figura 12: Pseudocódigo de LNS (Pisinger e Ropke, 2010).

A fase “destruir” constitui uma importante parte do processo de implementação da LNS. É importante tomar a decisão certa relativamente ao grau de destruição: se grande parte da solução for destruída, as soluções obtidas vão ser repetitivas, levando a soluções de pouca qualidade. Esta fase também deve ser escolhida de forma a ser possível aceder a todo o espaço solução ou pelo menos a uma zona promissora da solução, onde é expectável que esteja o ótimo global.

Já na fase “reparar”, o decisor pode optar por duas abordagens: se pretende que o método chegue à solução ótima (melhor solução possível a partir da solução que foi destruída) ou se pretende uma boa solução obtida de forma heurística. No primeiro caso, os resultados serão melhores, mas irá demorar mais tempo. Contudo, do ponto de vista da diversificação, esta abordagem pode não ser a mais indicada pois apenas soluções de custo idêntico serão produzidas e fica difícil sair duma determinada zona no espaço de pesquisa, a menos que grande parte da solução seja destruída em cada iteração (Pisinger e Ropke, 2010).

3.2.6.4 Adaptive Large Neighborhood Search

A metaheurística *Adaptive Large Neighborhood Search* (ALNS) foi proposta por Ropke e Pisinger (2006) e é uma extensão da LNS. A primeira aplicação da ALNS foi para um VRP com restrições temporais (*time windows*), onde o objetivo é otimizar as rotas dos veículos para entrega e recolha de determinados artigos, embora esta metaheurística tenha sido utilizada em outras aplicações, como na indústria hospitalar (Nolz *et al.*, 2012), indústria de recolha de resíduos (Aksen *et al.*, 2014), entre outras.

A ALNS distingue-se da LNS na medida que permite múltiplos métodos de destruição e reparação das soluções durante a mesma pesquisa. A cada método destruição/reparação é alocado um determinado peso que controla a periodicidade do uso de determinado método durante a pesquisa. Os pesos são ajustados de forma dinâmica à medida que a pesquisa progride, de modo a permitir à heurística adaptar-se ao estado atual da pesquisa. Esta metaheurística permite múltiplas vizinhanças na mesma pesquisa, contrariamente à LNS, sendo que a escolha da vizinhança a utilizar é feita com base numa lista que guarda o desempenho das vizinhanças previamente utilizadas. De realçar que a ALNS utiliza um conjunto pré-definido de vizinhanças, que são definidas pelos métodos de destruição e reparação utilizados.

O pseudocódigo da ALNS é apresentado na figura 13. Em comparação com o pseudocódigo da LNS, verificam-se algumas alterações. O conjunto de métodos de destruição e de reparação são compostos por Ω^- e Ω^+ , respetivamente. Duas novas variáveis foram introduzidas ($\rho^- \in \mathbb{R}^{|\Omega^-|}$ e $\rho^+ \in \mathbb{R}^{|\Omega^+|}$) que representam o armazenamento dos pesos para os métodos de destruição e reparação. A probabilidade de escolher a j -ésima forma de destruição é através do princípio da roleta russa, utilizado também no algoritmo genético, de acordo com a equação 3.2. Para o método de reparação, aplica-se a mesma equação.

Algorithm 2 Adaptive large neighborhood search

```
1: input: a feasible solution  $x$ 
2:  $x^b = x$ ;  $\rho^- = (1, \dots, 1)$ ;  $\rho^+ = (1, \dots, 1)$ ;
3: repeat
4:   select destroy and repair methods  $d \in \Omega^-$  and  $r \in \Omega^+$  using  $\rho^-$  and  $\rho^+$ ;
5:    $x^j = r(d(x))$ ;
6:   if  $\text{accept}(x^j, x)$  then
7:      $x = x^j$ ;
8:   end if
9:   if  $c(x^j) < c(x^b)$  then
10:     $x^b = x^j$ ;
11:  end if
12:  update  $\rho^-$  and  $\rho^+$ ;
13: until stop criterion is met
14: return  $x^b$ 
```

Figura 13: Pseudocódigo de ALNS (Pisinger e Ropke, 2010).

$$\phi_j^- = \frac{\rho_j^-}{\sum_{k=1}^{|\Omega^-|} \rho_k^-} \quad (3.2)$$

Na linha 12, os pesos são ajustados de forma dinâmica com base nos registos de performance de cada método de destruição e reparação. Quando uma iteração desta metaheurística é concluída, um valor ψ para o método de destruição e reparação utilizado na iteração corrente é atribuído segundo a expressão 3.3:

$$\psi = \max \begin{cases} \omega_1, \text{ se a nova solução for a melhor globalmente;} \\ \omega_2, \text{ se a nova solução for melhor que a corrente;} \\ \omega_3, \text{ se a nova solução é aceite;} \\ \omega_4, \text{ se a nova solução for rejeitada.} \end{cases} \quad (3.3)$$

Um maior valor de ψ corresponde a um método aplicado com sucesso. O objetivo dos pesos dinâmicos é escolher métodos que fazem a pesquisa avançar, levando a soluções com novos ótimos globais $(\omega_1, \omega_2, \omega_3)$.

Esta metaheurística favorece o uso de métodos de reparação mais complexos em detrimento de métodos mais simples, levando a soluções de melhor qualidade. Contudo, se existirem métodos que são bastante mais lentos que outros, o algoritmo pode normalizar o valor de ψ em função do tempo consumido pelo algoritmo. Assim, assegura-se um *trade-off* adequado entre o tempo consumido e a qualidade da solução (Pisinger e Ropke, 2010).

3.3 Metaheurísticas aplicadas a IRP de recolha

Nesta secção, apresenta-se um estudo sobre os trabalhos efetuados na temática das metaheurísticas aplicadas a IRP de recolha, com base na análise da literatura efetuada. Na análise aos 65 artigos relativos a IRP efetuada anteriormente, selecionaram-se os artigos que abordavam o IRP de recolha (10 artigos). Pretende-se, com esta secção, perceber que trabalho foi desenvolvido em IRP de recolha e saber se existe alguma tendência ao nível das metaheurísticas utilizadas.

As metaheurísticas mais utilizadas nos artigos de IRP de recolha analisados são apresentadas na figura 14.

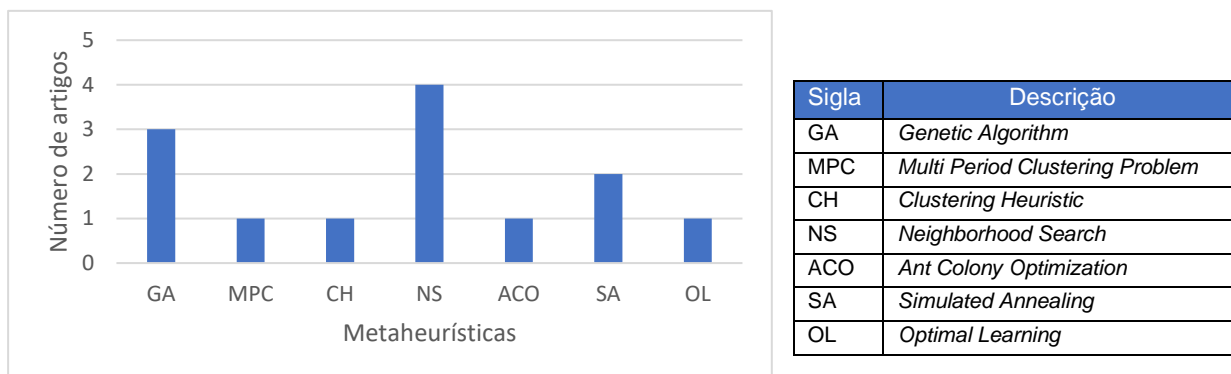


Figura 14: Metaheurísticas em artigos de IRP de recolha.

Analisando a figura 14, constata-se uma tendência para o uso de GA e de NS. De seguida analisam-se os 10 artigos científicos de modo a perceber que trabalho foi realizado no âmbito de IRP de recolha. De referir que alguns artigos utilizaram mais que uma metaheurística, sendo que foram contabilizados todos os métodos utilizados.

3.3.1 Recolha de Produtos

As empresas têm vindo progressivamente a adotar políticas amigas do ambiente, sendo que existe uma preocupação crescente em fechar o ciclo da cadeia de abastecimento (*closed loop supply chains*), através da recolha de materiais auxiliares à sua atividade. Nesse âmbito, o trabalho de lassinovskaia *et al.* (2017) aborda a temática de *Returnable Transport Items* (RTIs), partilhados por diferentes empresas. O problema consiste em otimizar a rota de veículos de um determinado produtor, que distribui os seus produtos aprovionados com RTI e a recolha dos RTI quando vazios, segundo restrições temporais devidas pelos clientes. Para resolver este problema, os autores consideraram o algoritmo *multi period clustering* que divide os dados em subconjuntos. Este trabalho foi realizado apenas para o âmbito do artigo podendo, contudo, ser adaptado a situações reais.

O trabalho realizado por van Anholt *et al.* (2016) lida com um IRP aplicado à reposição de máquinas ATM. Os veículos partem de um determinado armazém, entregam dinheiro em algumas ATM, fazem transferência de dinheiro entre ATMs e por vezes devolvem dinheiro aos armazéns. Os custos de inventário são tidos em conta, pois dinheiro que permanece inativo, num ATM, faz diminuir o seu rendimento, em juros. Sendo este um problema complexo, devido ao elevado número de variáveis binárias e de restrições, o problema deve de ser dividido. Numa primeira fase, adotou-se o algoritmo *clustering*, decompondo o problema inicial em 32 sub-problemas com 200 ATM e um armazém cada, reduzindo a complexidade. Na segunda fase, fixaram-se algumas variáveis (*variable fixing procedure*) de modo a preparar o algoritmo para a terceira fase, a do algoritmo *branch-and-cut*, algoritmo esse que foi utilizado até se chegar a uma solução ótima.

O trabalho realizado por Dong e Turnquist (2015) procura construir rotas de recolha de diferentes fornecedores (agrupando-os em conjuntos consoante a sua localização e frequência de recolha) que

entregam num só armazém. Todos os fornecedores têm que ser visitados diariamente, minimizando assim a quantidade de inventário mas aumentando os custos de transporte devido ao elevado número de visitas aos fornecedores (por vezes para recolher pouca quantidade de material). Os autores optaram por utilizar a VLNS, alternando entre mudanças na estrutura dos fornecedores ou na estrutura das rotas.

Mjirda *et al.* (2014) abordam um IRP com múltiplos produtos. O objetivo do problema é satisfazer uma procura determinística de n produtos, durante um horizonte temporal T . Uma frota de veículos, localizada no armazém, recolhe os diferentes produtos de diferentes fornecedores geograficamente dispersos. Cada fornecedor apenas fornece um produto, sendo que pode ser visitado por vários veículos, não sendo permitido *backorders* e não existem custos de inventário nos fornecedores. Para resolver este problema, os autores dividiram o problema em duas fases, tendo utilizado a metaheurística VNS para a primeira fase (resolver o problema das rotas não considerando o inventário). No fim da primeira fase, uma solução inicial por período foi encontrada e, na segunda fase, melhorou-se iterativamente esta solução inicial enquanto se minimizavam os custos de transporte e de inventário. Na segunda fase foram utilizadas as metaheurísticas VND e VNS.

O trabalho realizado por Cheng *et al.* (2016) aborda os impactos das emissões de carbono no IRP tradicional com múltiplos períodos. O problema estudado é composto por um armazém, uma fábrica de montagem e múltiplos fornecedores. Em cada período, os veículos partem do armazém para recolher produtos de diferentes fornecedores, de modo a satisfazer a procura na fábrica de montagem. No fim da viagem, os veículos retornam ao armazém. Numa segunda fase, foi imposta uma quantidade máxima de emissões de carbono aos veículos e o modelo foi ajustado nesse sentido. De modo a obter soluções de qualidade num tempo computacional razoável, os autores utilizaram um algoritmo genético híbrido. O método apresentado pode ser utilizado em situações reais pois é uma variação do IRP clássico com vista a reduzir as emissões de carbono produzidas por veículos.

3.3.2 Devoluções no E-commerce

O artigo de Deng *et al.* (2016) aborda a temática das devoluções de artigos com defeito ou artigos devolvidos por clientes num negócio *online* (*e-commerce*). Os artigos devolvidos são enviados para os *merchandise center* (MC) para serem inspecionados. Os artigos que possuem defeito são devolvidos à fábrica (única) e os artigos devolvidos sem defeito são processados e reembalados num MC, sendo posteriormente enviados para o mercado (*Demand Points* – DP). Os MC integram funções de centro de distribuição, inspeção de qualidade e serviços de embalagem, sendo dimensionados para a procura do mercado e para os produtos que vão ser devolvidos. Sendo este um problema complexo do tipo *NP-hard*, pois engloba VRP e todas as decisões relacionadas com localização de armazéns, a metaheurística *Ant Colony Optimization* (ACO) foi a escolhida devido à sua capacidade de resolver problemas estáticos e dinâmicos. Contudo, o algoritmo pode ficar “preso” em ótimos locais caso não se tomem medidas preventivas. Assim sendo, foi proposto um algoritmo híbrido (HACO) entre ACO e ABC (*Artificial Bee Colony*), pois este algoritmo encontra um ótimo global evitando ótimos locais.

Havendo uma procura crescente pelo comércio *online*, os consumidores procuram cada vez mais serviços de elevada qualidade e onde seja possível devolver os produtos em caso de defeito ou de não satisfação. Nesse sentido, o artigo desenvolvido por Liu *et al.* (2015) aborda a questão das devoluções no *e-commerce* considerando este problema um LIRP estocástico. A cadeia de abastecimento do problema é constituída por um fornecedor, múltiplos centros de distribuição (CD), múltiplos vendedores e um único produto. O problema foi dividido em três fases, sendo que na primeira fase otimizou-se o número de CD, na segunda, a política de encomenda e, na terceira, a otimização de rotas, melhorando a eficiência das operações logísticas. O algoritmo utilizado pelos autores para a resolução deste problema foi um algoritmo híbrido entre o algoritmo genético e o SA.

No *e-commerce*, as devoluções de artigos sem defeito são facilmente integradas na cadeia de abastecimento, tendo apenas de ser reembalados. Assim sendo, o trabalho de Li *et al.* (2013) desenvolve um *Location IRP* considerando as devoluções. A cadeia de abastecimento do artigo é constituída por um armazém, múltiplos centros de distribuição e múltiplos pontos de venda. O objetivo deste trabalho é determinar a quantidade, localização, instantes de entrega e tamanho das encomendas nos centros de distribuição e encontrar as rotas de veículos que visitam os pontos de venda para recolher os artigos devolvidos, minimizando o custo total e melhorando a eficiência das operações logísticas. Para resolver o problema tratado no artigo, os autores optaram por criar um algoritmo híbrido entre a metaheurística SA e a GA. A combinação destas duas metaheurísticas tira o melhor proveito de cada: a GA tem uma forte habilidade na pesquisa global e a SA uma forte pesquisa local.

3.3.3 Gestão de resíduos

O artigo escrito por Elbek e Wøhlk (2016) aborda a temática da recolha de resíduos recicláveis aplicado a uma empresa de gestão de resíduos situada na Dinamarca. O objetivo do artigo é criar um planeamento multi-período para a recolha combinada de papel e vidro que minimize o custo total enquanto assegura que as restrições de capacidade dos contentores não são violadas. Os resíduos são recolhidos pelo mesmo veículo, que tem vários compartimentos, sendo enviados para estações de tratamento diferentes. A quantidade de resíduos presente em cada contentor é estocástica (seguindo uma distribuição normal) e desconhecida até à visita aos locais de recolha. Segundo os autores, não era razoável agrupar os contentores por zona geográfica ou por taxa de acumulação diária nos contentores por existirem variações diárias nesta taxa. Assim, optou-se por dividir os contentores em três grupos, consoante a velocidade de enchimento (contentores que enchem mais rápido e outros mais devagar) com base em dados históricos. Para determinar quais os contentores a esvaziar, foi introduzido, no modelo, um parâmetro por tipo de grupo de contentores, que dita que se determinado contentor está com determinada percentagem de enchimento, pode ser esvaziado. Para resolver este problema, foi utilizada a metaheurística VNS, onde foi definido um período temporal (11 dias) mais curto que o período de análise global, onde o grupo de contentores que enche a uma taxa de enchimento mais rápida necessitam de ser esvaziados em 11 dias, sob risco de transbordo.

Mes *et al.* (2014) trata um problema de recolha de resíduos onde o planeamento das rotas de recolha é feito com base na quantidade de resíduos presentes no interior dos contentores, informação essa que é sabida, em tempo real, fruto do uso de sensores em cada contentor. O estudo incidiu numa empresa situada na Holanda, numa área geográfica pequena, mas com um número elevado de contentores, sendo assim possível esvaziar muitos contentores num só dia. A deposição de resíduos efetuada pelos cidadãos é considerada estocástica, sendo difícil criar um planeamento para todas as possíveis situações de procura. Assim sendo, os autores pretendiam criar um planeamento de longo prazo onde este utilizasse os dados do nível de inventário (nível de enchimento dos contentores) para prever os estados futuros, minimizando os custos de recolha e maximizando a satisfação dos cidadãos. Para lidar com o dinamismo e a estocasticidade do problema, foi utilizada uma metaheurística chamada *Optimal Learning* composta por diversas fases: valores iniciais, preparar rotas, planear os contentores “*MustGo*”, planear os contentores “*MayGo*” e executar o plano.

3.4 Conclusões do Capítulo

Neste capítulo investigaram-se, à luz da literatura existente, alguns métodos de solução existentes para resolver problemas de otimização (particularmente metaheurísticas) e estudaram-se os tipos de metaheurísticas mais relevantes presentes na literatura.

Foi também elaborada uma revisão bibliográfica acerca do *Inventory Routing Problem*, analisando as suas especificações e variantes. Pretendeu-se averiguar qual a tendência das metaheurísticas mais utilizadas em problemas de IRP e, posteriormente, para IRP de recolha, pois esse é o problema a ser tratado na presente dissertação. Conclui-se que a metaheurística *Neighborhood Search* foi a mais utilizada, particularmente em artigos de IRP de recolha. Assim, na dissertação irá ser o método de solução escolhido para resolver o problema em análise.

Capítulo 4: Método de Solução para o *Inventory Routing Problem*

No capítulo 4 apresenta-se o método de solução desenvolvido na presente dissertação. O capítulo está dividido em três secções: a secção 4.1 onde se apresenta a formulação matemática do IRP aplicada ao SWCRP (função objetivo, restrições, parâmetros e variáveis de decisão); a secção 4.2, onde se apresenta de forma detalhada o método de solução desenvolvido, sendo que está dividido em duas fases distintas (heurística para seleção dos dias de recolha e contentores a recolher e metaheurística para otimização das rotas de recolha), e por fim, a secção 4.3 onde se apresentam as conclusões do presente capítulo.

4.1 Formulação matemática do IRP

O problema em questão é modelado como um IRP estático de recolha, com um horizonte temporal finito. Deste modo, a presente secção apresenta a formulação matemática do problema, sendo a mesma baseada no trabalho de Morais *et al.* (2018) que aborda o SWCRP como um IRP de recolha. Pretende-se definir as rotas de recolha de resíduos sólidos para um horizonte temporal finito, maximizando o lucro nesse mesmo horizonte.

A definição básica do IRP segundo Coelho *et al.* (2014) consiste numa rede $G = (V, A)$ onde $V = (0, \dots, n)$ representa o conjunto de vértices e $A = \{(i, j): i, j \in V, i \neq j\}$ representa o conjunto dos arcos. O vértice 0 representa o fornecedor, enquanto que os restantes vértices representam os clientes. Tanto o fornecedor como os clientes possuem custos de inventário h_i e cada cliente possui capacidade de inventário C_i . O horizonte temporal é representado por p e em cada instante do horizonte temporal $(1, \dots, p)$ a quantidade de produto disponível para entrega pelo fornecedor é r_p . Assume-se que o fornecedor possui inventário para satisfazer a procura dos diversos clientes e que o inventário não assume valores negativos. É também definida uma política de inventário, conhecendo-se o nível de inventário de cada cliente e a sua procura. Um conjunto de veículos com capacidade Q estão disponíveis para efetuar as entregas. Cada veículo efetua uma rota por instante temporal, partindo do fornecedor e visitando o conjunto de clientes definido. O objetivo do problema é minimizar os custos de distribuição enquanto se garante a procura em cada cliente, garantindo que o nível de inventário de cada cliente não é excedido nem entra em rotura, os veículos não excedem a sua capacidade e as rotas começam e acabam no fornecedor, efetuando uma rota por instante temporal. Este IRP é determinístico e estático pois a procura é conhecida à priori e não é alterada durante o horizonte temporal.

Segundo Coelho *et al.* (2014), podemos definir o IRP da presente dissertação como sendo um IRP de recolha onde a definição das rotas é efetuada de modo a escolher o melhor dia para recolha num horizonte temporal finito, consoante o nível de enchimento dos contentores e não permitindo transbordos. O problema apresenta uma estrutura de 1 depósito para n contentores, com uma frota homogénea (1 veículo para recolha), política de inventário *order up to level* (cada vez que um contentor é visitado, toda a quantidade de resíduos existente é recolhida), rota múltipla (vários clientes na mesma rota) e decisão de inventário não-negativa, sendo que o limite máximo da capacidade do contentor não pode ser excedido.

Como referido, a formulação matemática é baseada no trabalho de Morais *et al.* (2018), onde é apresentada a formulação para um IRP estático de recolha, onde se maximiza o lucro (receitas obtidas com a venda dos resíduos recicláveis subtraindo o custo de transporte para recolha dos resíduos) ao longo de um horizonte temporal finito. De forma a maximizar o lucro, o modelo define quais os melhores dias de recolha e qual a melhor sequência de visita, não permitindo transbordos.

Apresenta-se, de seguida, os índices, os conjuntos, os parâmetros, as variáveis e as funções do modelo desenvolvido para o IRP de recolha.

Índices e conjuntos

i – nó de partida, $i \in I = \{0, 1, 2, \dots, n\}$

j – nó de chegada, $j \in I = \{0, 1, 2, \dots, n\}$

O nó 0 corresponde ao depósito, sendo que a rota parte obrigatoriamente deste ponto e regressa ao mesmo no fim.

t – dia de recolha t do conjunto de dias do horizonte temporal, $t \in T = \{1, 2, \dots, z\}$

Parâmetros

C – Custo da distância percorrida (€ por km)

B – Densidade dos resíduos (kg por m^3)

E – Capacidade do contentor (kg)

Q – Capacidade do camião (kg)

R – Valor de revenda dos resíduos (€ por kg)

d_{ij} – Distância percorrida entre o nó de partida i e o nó de chegada j (em km)

A_i – Estimativa da taxa diária de deposição de resíduos do contentor i (em kg)

S_{i0} – Peso (em kg) de resíduos presente no contentor i no instante 0 do horizonte temporal, calculado a partir da informação fornecida pelo sensor (em m^3) e pela densidade do material (B , em kg por m^3)

Variáveis de decisão

g_{it} – Variável binária que indica se o contentor i é visitado (assume valor 1) ou não (assume valor 0) no dia t

x_{ijt} – Variável binária que indica se o par de contentores ij é visitado (assume valor 1) ou não (assume valor 0) no dia t

f_{ijt} – Variável positiva que representa a quantidade de resíduos transportada pelo veículo entre o contentor i e o contentor j no dia t

w_{it} – Variável positiva que representa a quantidade de resíduos recolhida no contentor i no dia t

u_{it} – Variável positiva que representa a quantidade de resíduos presente no contentor i no fim do dia t

Função objetivo

A função objetivo pretende maximizar o lucro durante o horizonte temporal definido. Este lucro é definido pela diferença entre a receita obtida com a venda dos resíduos recolhidos e os custos de transporte associados à recolha dos mesmos.

$$Max P = R \times \sum_{i \in I \setminus \{0\}} \sum_{t \in T} w_{it} - C \times \sum_{i \in I} \sum_{j \in I, (j \neq i)} \sum_{t \in T} x_{ijt} \times d_{ij} \quad (4.1)$$

Restrições

$$\sum_{j \in I, (j \neq i)} f_{ijt} - \sum_{j \in I, (j \neq i)} f_{jit} = w_{it}, \forall i \in I \setminus \{0\}, t \in T \quad (4.2)$$

As restrições 4.2 garantem que não existem perdas de resíduos no processo de recolha, pois a quantidade de resíduos transportada pelo veículo do contentor i para o contentor j é igual à quantidade de resíduos presente no contentor i (w_{it}), no instante t .

$$f_{ijt} \leq Q - A_j \times x_{ijt}, \forall i, j \in I, i \neq j, t \in T \quad (4.3)$$

As restrições 4.3 garantem que o fluxo entre o contentor i e o contentor j quando existe uma recolha no dia t é inferior à diferença entre a capacidade máxima do camião e a taxa de enchimento do contentor j .

$$f_{ijt} \leq (Q - w_{jt}), \forall i \in I, j \in I \setminus \{0\}, i \neq j, t \in T \quad (4.4)$$

As restrições 4.4 garantem que o fluxo recolhido pelo veículo entre o contentor i e j no dia t não pode exceder a diferença entre a capacidade máxima do veículo e a quantidade de resíduos recolhidos no contentor j , no dia t .

$$f_{ijt} \geq w_{it} - bigM(1 - x_{ijt}), \forall i \in I \setminus \{0\}, j \in I, i \neq j, t \in T \quad (4.5)$$

As restrições 4.5 garantem que o fluxo recolhido entre o contentor i e o contentor j no dia t é superior ou igual à quantidade de resíduos presentes e recolhidos no contentor i , no dia t .

$$\sum_{j \in I, i \neq j} x_{jit} = g_{it}, \forall i \in I \setminus \{0\}, t \in T \quad (4.6)$$

$$\sum_{j \in I, i \neq j} x_{ijt} = g_{it}, \forall i \in I \setminus \{0\}, t \in T \quad (4.7)$$

As restrições 4.6 e 4.7 garantem que os contentores que são visitados correspondem efetivamente aos arcos onde estes estão inseridos.

$$\sum_{i \in I \setminus \{0\}} x_{i0t} = \sum_{i \in I \setminus \{0\}} x_{0it}, \forall t \in T \quad (4.8)$$

As restrições 4.8 garantem o balanço no depósito 0, sendo que os arcos que começam no depósito 0 e visitam os contentores i são os mesmos que começam nos contentores i e acabam no depósito.

$$w_{it} \leq BigM \times g_{it}, \forall i \in I \setminus \{0\}, t \in T \quad (4.9)$$

As restrições 4.9 representam a quantidade recolhida do contentor i no dia t tem que ser zero, a menos que exista uma visita a esse mesmo contentor. Nesse caso, o valor recolhido é sempre igual ou inferior a um valor muito elevado ($BigM$).

$$u_{it} \leq bigM(1 - g_{it}), \forall i \in I \setminus \{0\}, t \in T \quad (4.10)$$

As restrições 4.10 garantem que a quantidade de resíduos presente no contentor i no fim do dia t tem que ser zero, caso tenha existido uma recolha.

$$u_{i0} = S_{i0}, \forall i \in I \setminus \{0\} \quad (4.11)$$

As restrições 4.11 garantem que a quantidade de resíduos presente no contentor i no início do horizonte temporal é igual à informação transmitida pelos sensores acerca da taxa de enchimento dos contentores (restrições 4.11).

$$u_{it} = u_{it-1} + A_{it} - w_{it}, \forall i \in I \setminus \{0\}, t \in T \quad (4.12)$$

As restrições 4.12 atualizam a quantidade de resíduos do contentor i , no fim do dia t . A quantidade de resíduos presente no contentor i no fim do dia t é igual à quantidade de resíduos nesse contentor no dia anterior mais a diferença entre a taxa de deposição de resíduos e a quantidade de resíduos que efetivamente foram recolhidos, para o dia t .

$$u_{0t} = \sum_{i \in I \setminus \{0\}} w_{it}, t \in T \quad (4.13)$$

As restrições 4.13 refletem a quantidade de resíduos presente no contentor no fim do dia t (após recolha) tem de ser igual à quantidade de resíduos recolhidos durante a visita aos contentores presentes na rota, não permitindo perdas de fluxo.

$$u_{it} \leq E - A_{it+1}, \forall i \in I \setminus \{0\}, t \in T \quad (4.14)$$

As restrições 4.14 garantem que não existam transbordos, pois a quantidade de resíduos presente no contentor i no fim do dia t é inferior ou igual à diferença entre a capacidade máxima do contentor e a sua taxa de deposição, no dia $t+1$.

Domínio das variáveis

$$x_{ijt}, g_{it} \in \{0,1\}, \forall i, j \in I, t \in T, i \neq j \quad (4.15)$$

$$f_{ijt}, u_{it}, w_{it} \in \mathbb{R}^+, \forall i, j \in I, t \in T, i \neq j \quad (4.16)$$

4.2 Método de solução para o IRP

Após se ter apresentado o modelo matemático do IRP aplicado à recolha de resíduos com horizonte temporal finito adaptado do trabalho de Morais *et al.* (2018), procede-se ao desenvolvimento da metaheurística LNS como método de solução. A LNS pretende, de forma iterativa, encontrar a melhor sequência de recolha para cada instância de dados, respeitando as restrições do problema.

O método de solução foi decomposto em duas fases distintas: heurística para seleção dos dias de recolha e contentores a recolher e metaheurística para otimização das rotas, conforme a figura 15. As soluções resultantes da primeira fase são utilizadas posteriormente na metaheurística para otimização das rotas.

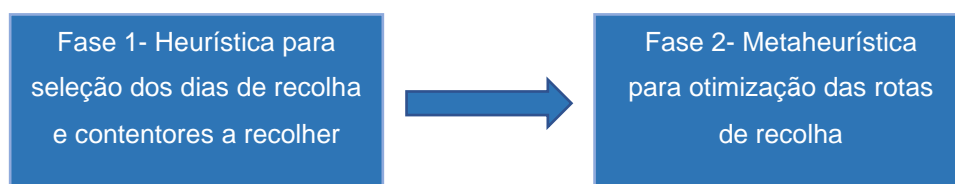


Figura 15: Decomposição do problema nas duas fases chave: seleção dos dias de recolha e otimização das rotas.

Antes do desenvolvimento da metaheurística para otimização das rotas de recolha, é necessário encontrar quais os dias de recolha e quais os contentores a recolher com base nas taxas de enchimento dos contentores, respeitando as restrições impostas pelo problema em análise, nomeadamente transbordos e capacidade do camião. Assim, na próxima subsecção, apresenta-se com detalhe a heurística para seleção dos dias de recolha e contentores a recolher.

4.2.1 Fase 1 - Heurística para seleção dos dias de recolha e contentores a recolher

A fase 1 do método de solução desenvolvido é composta por 2 sub-fases: fase 1.1 (seleção dos dias) e fase 1.2 (seleção dos contentores a recolher). Estas fases comunicam entre si, como ilustrado na figura 16.

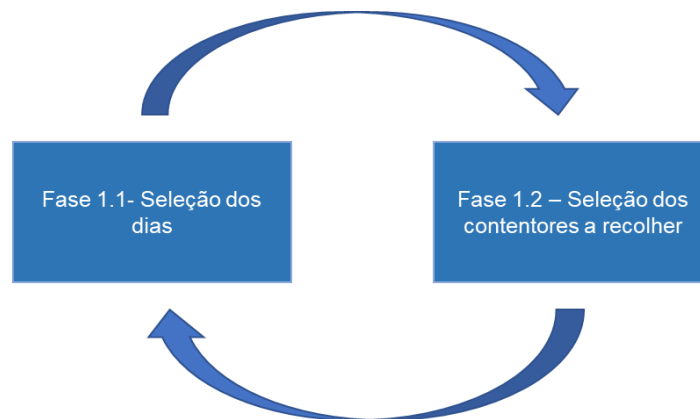


Figura 16: Comunicação entre a fase 1.1 e a fase 1.2.

Na fase 1.1 é encontrado o primeiro dia onde existem contentores em risco de transbordo. Depois, na fase 1.2, e consoante a alternativa em questão, (explicado em detalhe na fase 1.2), seleciona-se os contentores para incluir na rota de recolha, além dos contentores em risco de transbordo. Regressa-se à fase 1.1, onde é procurado um próximo dia de recolha com contentores em risco de transbordo e o processo de seleção dos contentores a recolher (fase 1.2) é repetido.

- Fase 1.1: Seleção dos dias

Nesta fase, pretende-se encontrar os dias em que é obrigatório efetuar uma recolha para prevenir a existência de transbordos dos contentores. A heurística verifica em que dia a taxa de enchimento de pelo menos um contentor é superior ou igual à capacidade do contentor ($S_{it} \geq E$). Quando esta situação ocorre, uma rota de recolha deve ser efetuada no dia anterior. A figura 17 ilustra este procedimento,

em que os contentores 1, 4 e 5 têm de ser recolhidos no dia 1, pois no dia 2 o seu nível de enchimento ultrapassa a sua capacidade.

no dia 1		no dia seguinte 2	
Nó i	Taxa de enchimento actual	Taxa de enchimento	no dia seguinte
1	0.906		1.011
4	0.983		1.066
5	0.909		1.018

no dia 2		no dia seguinte 3	
Nó i	Taxa de enchimento actual	Taxa de enchimento	no dia seguinte
1	1.011		1.117
4	1.066		1.148
5	1.018		1.126

Figura 17: Identificação do 1º dia de transbordo e projeção para o dia seguinte.

Este procedimento é realizado para todo o horizonte temporal, o que significa que podem ser seleccionados vários dias de recolha ao longo do horizonte. Caso a heurística da seleção de dias não encontre nenhum dia com contentores em risco de transbordo, ou encontre vários dias de recolha, é sempre avaliada a hipótese de realizar uma rota no último dia do horizonte temporal se o lucro for positivo. Caso o lucro global melhore, a rota no último dia do horizonte temporal é efetuada. O objetivo é verificar se, ao atrasar a recolha para o último dia do horizonte temporal, esta seria lucrativa.

- Fase 1.2: Seleção dos contentores a recolher

Conhecidos os dias de recolha devido à existência de transbordos, é necessário definir quais os contentores a recolher em cada dia. Apresenta-se de seguida as 5 alternativas definidas pelo autor, representando diversos cenários possíveis de recolha, desde recolher todos os contentores presentes na instância ou apenas visitar os que estão perto do transbordo. Cada alternativa visa verificar de que forma o lucro, bem como outros parâmetros, são afetados quando se procede à seleção dos contentores para recolha consoante critérios diferentes. De referir que para aferir o lucro é necessário saber o custo da solução e para isso é necessário saber a sequência de contentores a visitar. Nesta fase 1, e para todas as alternativas, a sequência de contentores a visitar considera um critério “guloso” em que o contentor seguinte a ser visitado é o geograficamente mais próximo do atual.

- 1ª Alternativa

A 1ª alternativa considera que quando a heurística encontra pelo menos um contentor em risco de transbordo, a rota de recolha engloba todos os contentores presentes na instância. Pretende-se com esta alternativa perceber qual o impacto de efetuar recolhas com todos os contentores quando é obrigatório recolher pelo menos um contentor em transbordo e de que forma o lucro é afetado por esta opção. Assim, na figura 18, apresenta-se o fluxograma relativo à 1ª alternativa.

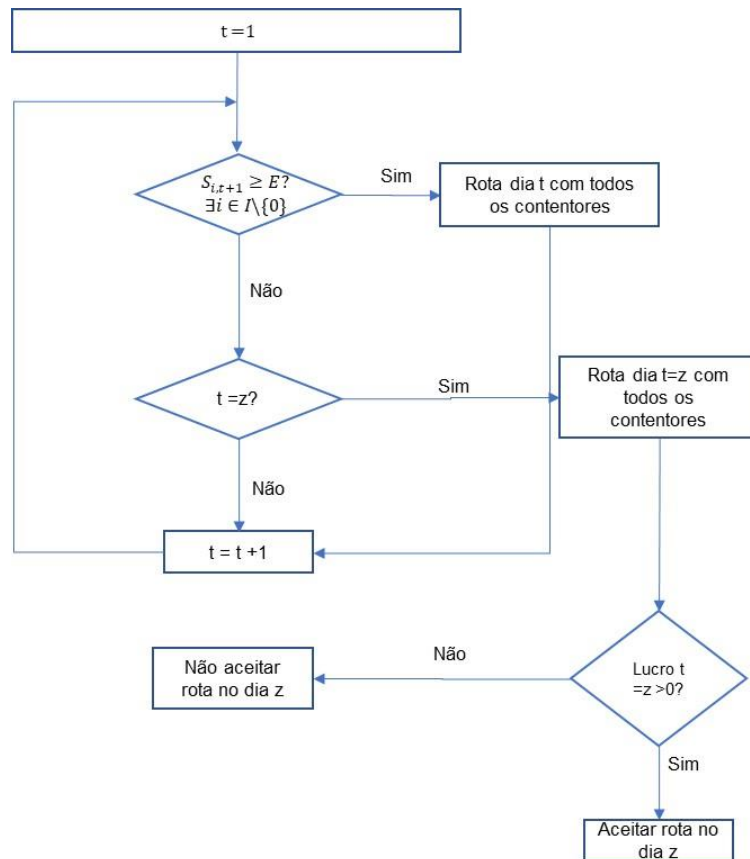


Figura 18: Fluxograma da 1ª Alternativa utilizada na fase 1.

Esta alternativa representa uma hipótese extremista pois recolhe todos os contentores presentes na instância no caso de pelo menos um entrar em transbordo. Pretende-se avaliar o caso de recolha de contentores que não estariam no seu máximo enchimento e quais as consequências para o lucro da rota de recolha.

- 2ª Alternativa

A 2ª alternativa pretende avaliar o impacto de recolher apenas os contentores que estão perto de transbordar. Quando existem dias de recolha, as rotas apenas englobam os contentores que estão perto de transbordar. Apresenta-se o fluxograma referente à 2ª alternativa na figura 19.

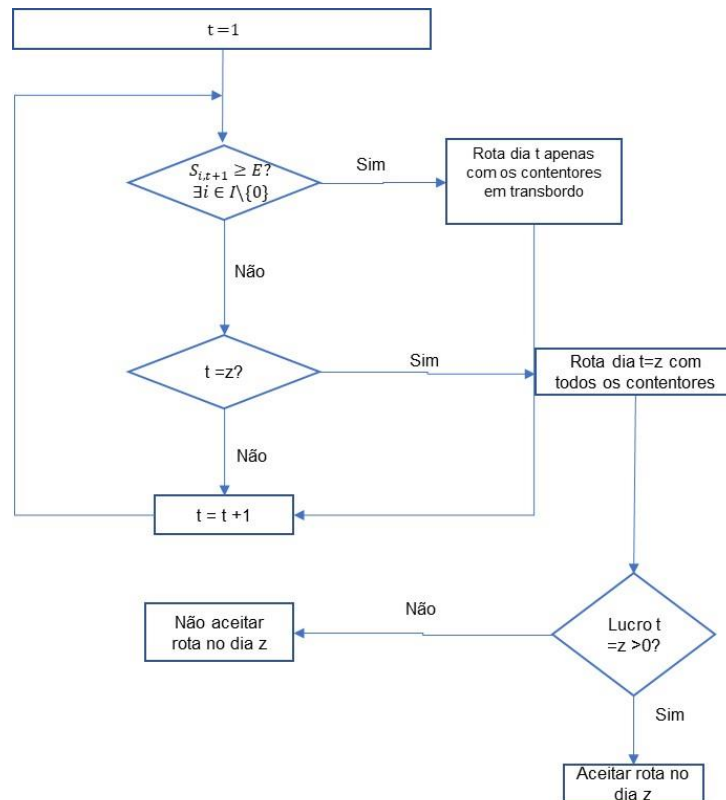


Figura 19: 2ª Alternativa utilizada no Horizonte Temporal.

Pretende-se com a 2ª alternativa avaliar como se comporta o lucro quando se restringe a rota de recolha apenas aos contentores em risco de transbordo.

o 3ª Alternativa

A 3ª alternativa pretende alargar a pesquisa a contentores que não estão em transbordo mas cuja recolha pode ser lucrativa, seja pela proximidade geográfica aos contentores já incluídos na rota de recolha, seja pela potencial receita ao incluí-los na rota. Assim, a grande variação para a 2ª alternativa é a existência de tipologias de contentores: os contentores obrigatórios (*MUSTGO*) e os contentores candidatos (*MAYGO*), sendo que esta abordagem é inspirada no trabalho de Mes *et al.* (2014). Considera-se os contentores obrigatórios (*MUSTGO*) aqueles que estão perto de transbordar ($S_{it+1} \geq E$) e os contentores candidatos (*MAYGO*) os restantes presentes na instância. Para os contentores candidatos (*MAYGO*) se converterem em obrigatórios (*MUSTGO*), estes têm de cumprir simultaneamente os dois critérios definidos pelo autor:

- 1) Raio de influência inferior ou igual a β : define-se raio de influência como a distância entre cada contentor *MUSTGO* e cada contentor candidato (*MAYGO*);
- 2) Lucro positivo: caso o lucro correspondente à quantidade de resíduos presente no contentor candidato seja positivo, este é convertido em contentor obrigatório para recolha. Para o cálculo do lucro, a distância considerada é entre o contentor obrigatório mais próximo do contentor candidato e o contentor candidato.

A existência destes critérios permite encontrar potenciais contentores que não seriam considerados na 2ª alternativa pois não estão perto de transbordar. O raio de influência permite limitar geograficamente a procura à zona próxima dos contentores obrigatórios e o lucro positivo permite, após encontrar os contentores próximos, escolher os contentores candidatos que são lucrativos. Apresenta-se na figura 20 um exemplo da presença simultânea dos dois critérios no mapa de recolha. Os contentores marcados a verde representam os contentores obrigatórios (MUSTGO) e os contentores marcados a laranja representam os contentores candidatos (MAYGO). Para o valor do raio de influência definido em cada cenário, marca-se uma circunferência centrada em cada contentor obrigatório, marcado a azul na figura 20. Se existir algum contentor candidato dentro da circunferência, efetua-se uma avaliação do lucro, conforme explicado no ponto 2.

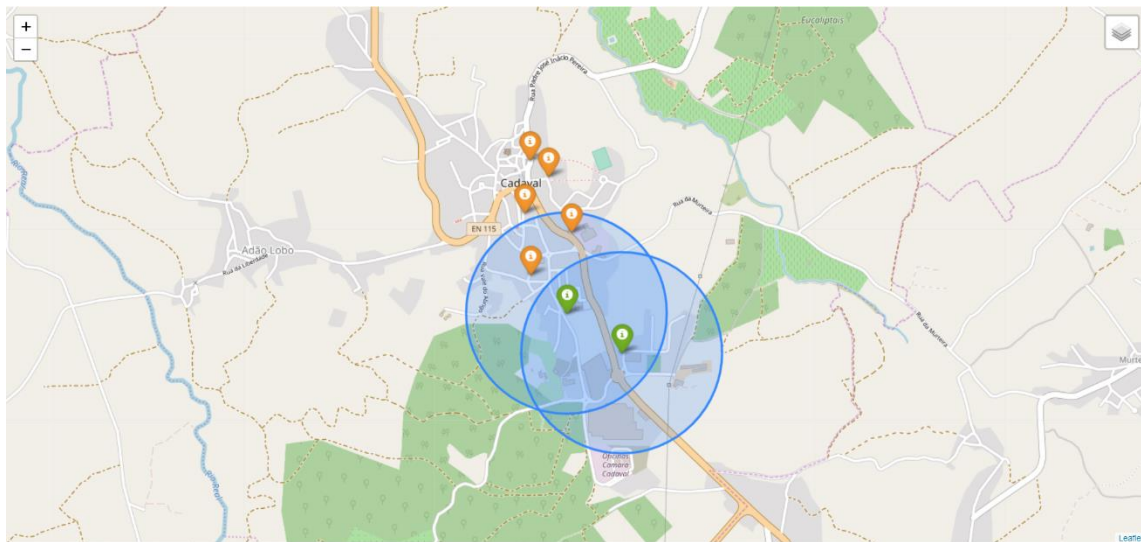


Figura 20: Exemplo da 3ª alternativa: contentores MUSTGO (verde) e contentores MAYGO (laranja).

Assim, estes dois critérios pretendem refinar a pesquisa ao encontrar contentores próximos que, apesar de não estarem perto de transbordar, apresentam um lucro positivo e por isso tornam-se aptos para recolha. Apresenta-se o fluxograma referente à 3ª alternativa na figura 21.

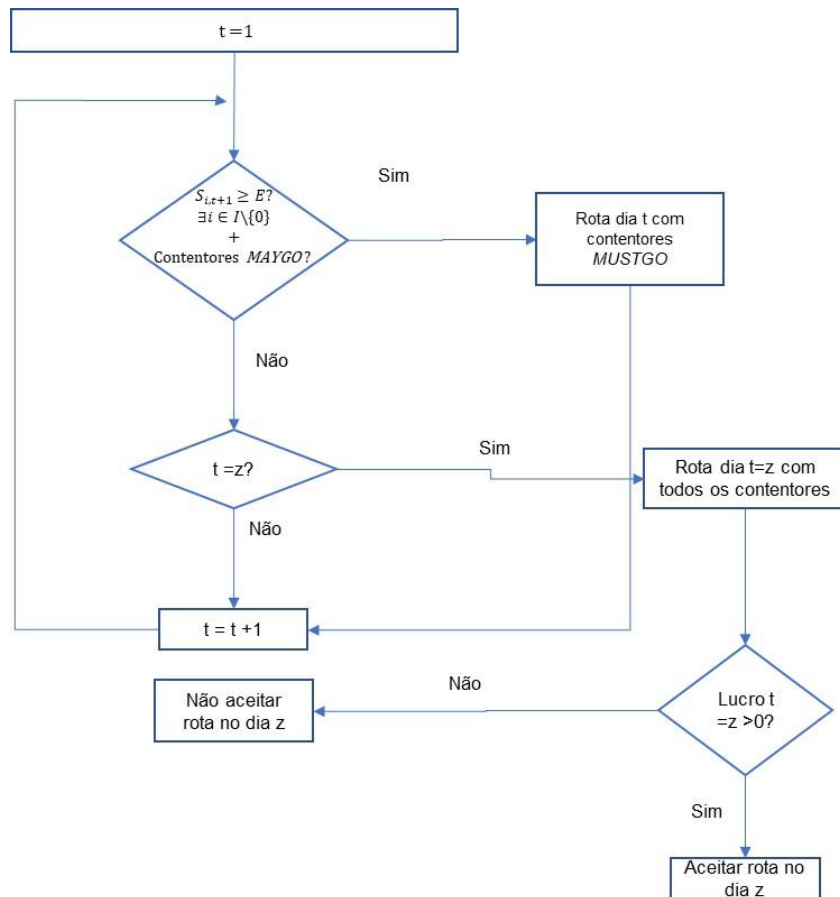


Figura 21: Fluxograma da 3ª alternativa do horizonte temporal.

O objetivo desta alternativa é analisar de que forma o lucro é afetado quando se considera a proximidade geográfica como um critério da seleção de contentores que não estão perto de transbordar. De modo a não selecionar apenas os contentores mais próximos, acrescenta-se o lucro positivo como um critério de seleção, garantindo assim que os contentores que são inseridos na rota de recolha contribuem para um lucro superior.

○ 4ª Alternativa

A 4ª alternativa visa incluir na rota de recolha os contentores que estão perto de transbordar e acrescentar progressivamente os contentores que possuem uma taxa de deposição de resíduos relativamente elevada, até a capacidade do camião estar preenchida. Depois de selecionar os contentores em risco de transbordo ($S_{it+1} \geq E$), a heurística vai procurar os contentores que possuem uma quantidade de resíduos para o 1º dia de recolha, entre 75% e 100% da capacidade do contentor, adicionando-os à rota até a capacidade do camião estar completa. Depois, repete o processo para os contentores com quantidade de resíduos entre 50% e 75% da capacidade do contentor e para os contentores com quantidade de resíduos entre 25% e 50% da capacidade do contentor. O processo acaba quando a capacidade do camião estiver totalmente preenchida ou quando não existirem mais contentores para serem adicionados. Apresenta-se o fluxograma da 4ª alternativa na figura 22.

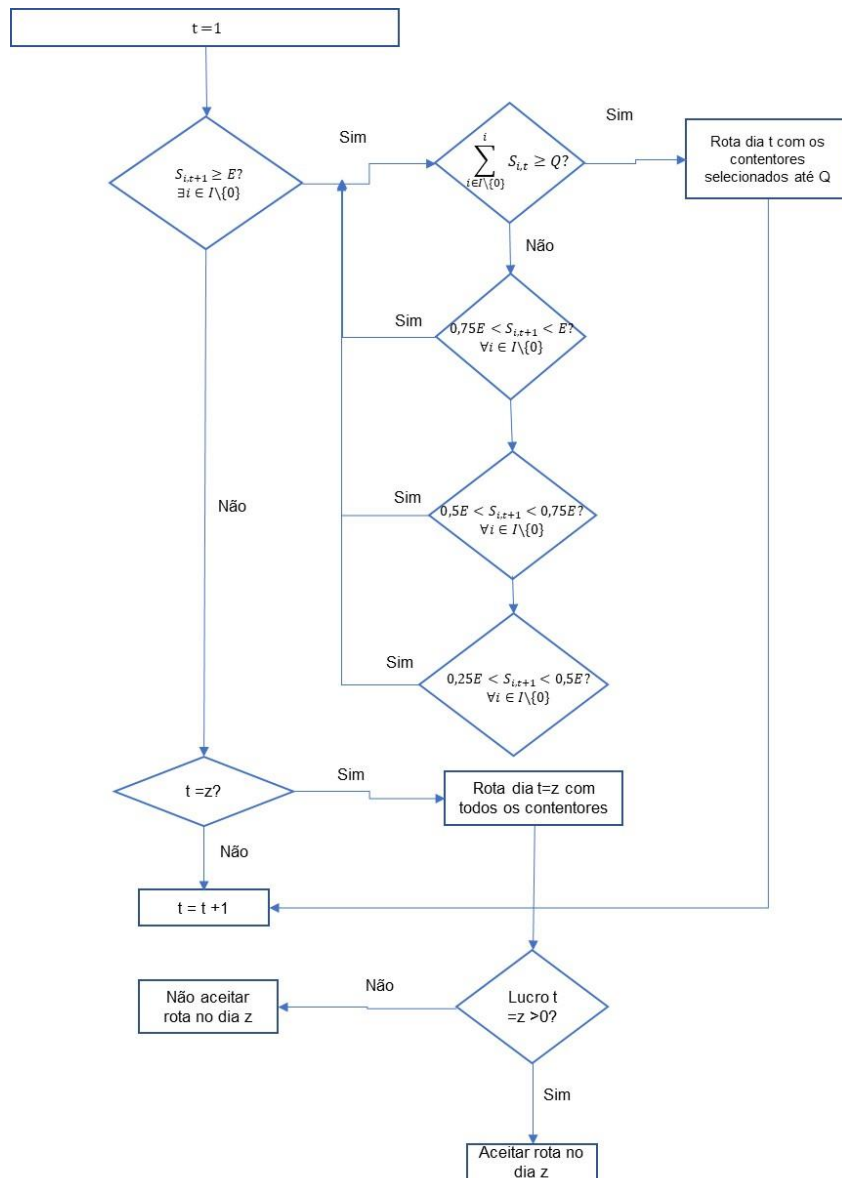


Figura 22: Fluxograma da 4ª alternativa do horizonte temporal.

Esta alternativa é uma versão intermédia entre a primeira e a segunda alternativa. Não se pretende recolher todos os contentores, mas também não é intenção incidir apenas nos contentores perto de transbordar. Assim, alarga-se a pesquisa a contentores que não estão no seu máximo de enchimento e avalia-se o lucro correspondente a esta alternativa.

- 5ª Alternativa

A 5ª alternativa pretende introduzir um grau de aleatoriedade na escolha dos contentores a recolher, tal como é ilustrado na figura 23.

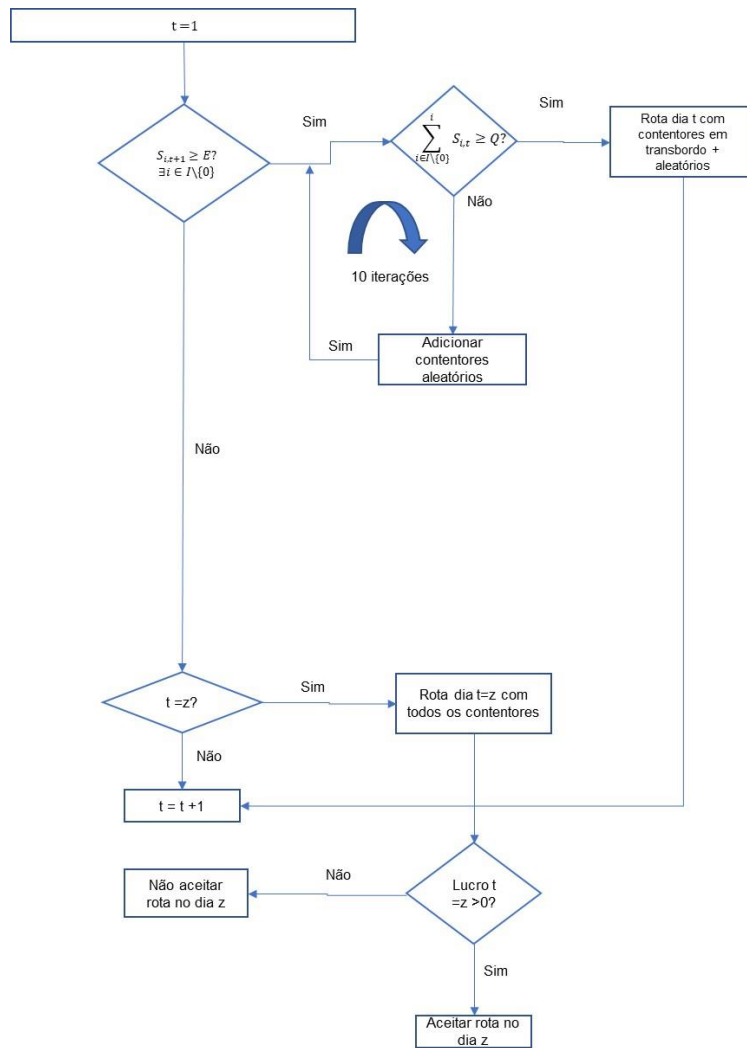


Figura 23: Fluxograma da 5ª alternativa do horizonte temporal.

Assim, se existir um dia de recolha, a rota correspondente inclui os contentores em risco de transbordo e uma percentagem dos restantes contentores da instância (considerou-se um valor de 50%), sendo que estes são escolhidos de forma aleatória. A rota é determinada pelo critério “guloso” enunciado e guarda-se o respetivo lucro. Depois, efetua-se 10 iterações deste processo e escolhe-se a rota de recolha com o maior lucro, sendo que essa é guardada como a rota de recolha para o primeiro dia. O processo é repetido para os restantes dias de recolha. Esta alternativa pretende verificar se, ao acrescentar aleatoriedade à forma de escolha dos contentores para recolha, esta apresenta melhores resultados que as restantes.

Após implementar as 5 alternativas, faz-se o balanço com os resultados das mesmas, apresentando-se os dados de desempenho como o lucro, peso recolhido, distância percorrida, *rácio kg/km*, dias de recolha e conclui-se qual a alternativa mais lucrativa, como se pode verificar na figura 24 para uma instância de teste. Neste exemplo, a 1ª Alternativa é a que apresenta um valor mais elevado de lucro.

COMPARAÇÃO DOS PROFITS E RÁCIOS NO HORIZONTE TEMPORAL ANTES DA OPTIMIZAÇÃO DESTROY_REPAIR:

Profit da 1ª Alternativa em análise = 9.990183874520934 ; Rácio(Kg/Km) = 12.824811178855015 ; Distância total = 45.220407107333074 ;
KG total da rota = 579.9431825825 PARA OS DIAS 1 e 6

Profit da 2ª Alternativa em análise = -27.62546611787474 ; Rácio(Kg/Km) = 5.71922371026588 ; Distância total = 60.644682048575746 ;
KG total da rota = 346.84050347375 PARA OS DIAS 1 e 4 e 9

Profit da 3ª Alternativa em análise = 9.326711326521796 ; Rácio(Kg/Km) = 11.981681924312664 ; Distância total = 66.30860697656821 ;
KG total da rota = 794.4886376375 PARA OS DIAS 1 e 6 e 10

Profit da 4ª Alternativa em análise = 8.909617965632386 ; Rácio(Kg/Km) = 11.906786045248896 ; Distância total = 66.72570033745762 ;
KG total da rota = 794.4886376375 PARA OS DIAS 1 e 5 e 10

Profit da 5ª Alternativa em análise = 9.763326028528702 ; Rácio(Kg/Km) = 12.0610992654661 ; Distância total = 65.87199227456131 ; KG
total da rota = 794.4886376375 PARA OS DIAS 1 e 5 e 10

**** CONCLUSÃO DA ANÁLISE DOS HORIZONTES TEMPORAIS ANTES DO DESTROY_REPAIR ****
A melhor alternativa é a primeira, com profit = 9.990183874520934
com recolhas nos dias 1 e 6

Figura 24: Conclusão das 5 alternativas no fim da fase 1 da heurística.

As rotas correspondentes a cada alternativa e respetivos dados de desempenho (lucro, distância, rácio, peso total recolhido, dias de recolha) são guardadas e irão ser utilizadas na metaheurística LNS, que irá ser explicada na subsecção 4.2.2.

4.2.2 Fase 2 - Metaheurística para otimização das rotas de recolha

Nesta subsecção apresenta-se a metaheurística utilizada na presente dissertação. Como já descrito na secção 3.2.6.3, a metaheurística LNS assenta em duas fases distintas: a fase “destruir” e a fase “reparar”. A fase “destruir” destrói parte da solução atual, enquanto que a fase “reparar” insere os contentores removidos numa sequência diferente da solução inicial. Apresenta-se na figura 25 o fluxograma da metaheurística LNS aplicada ao SWCRP.

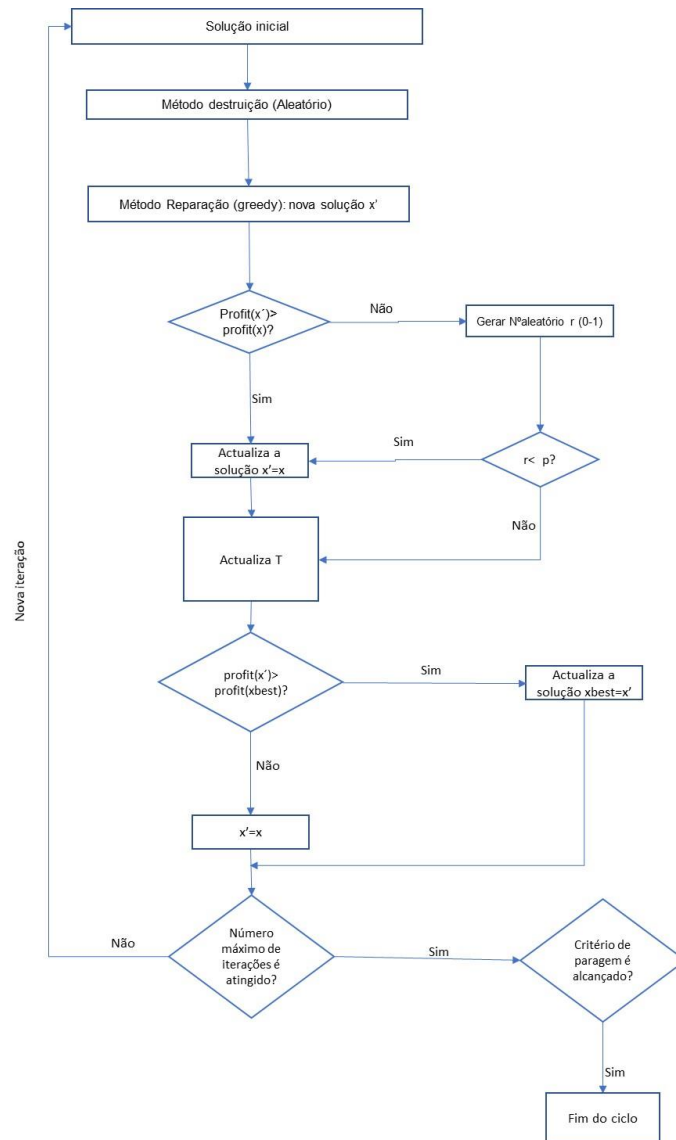


Figura 25: Fluxograma da metaheurística LNS.

As soluções das 5 alternativas resultantes da fase 1 são inseridas no processo de otimização de rotas (fase 2). Estas 5 alternativas formam a solução inicial e, visto que a sequência de contentores a visitar de cada alternativa foi definida por um critério “guloso”, o objetivo nesta fase é otimizar a sequência de visita de modo a obter um lucro superior ao lucro obtido nas rotas de recolha resultantes da fase 1.

A primeira fase da LNS é o método de destruição. De acordo com Pisinger e Ropke (2010), a escolha mais importante quando se implementa o método de destruição é o seu grau de destruição. Se apenas uma pequena parte da solução é destruída, a metaheurística vai ter dificuldade em explorar outras áreas da solução. Em oposição, se grande parte da solução for destruída, apesar de explorar um maior espaço da solução, as soluções obtidas irão ter um elevado tempo computacional e podem apresentar pior lucro. Sabendo de antemão que a LNS apenas contém um método de destruição e um de reparação, a escolha do método certo é um ponto essencial, pois pretende-se um método que explore o espaço de solução, não ficando preso a ótimos locais e que resulte em boas soluções, considerando

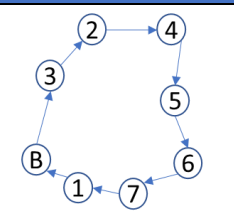
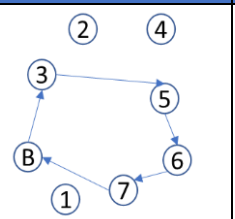
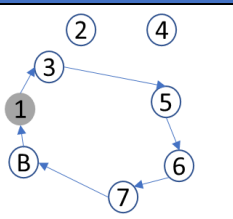
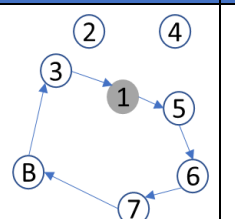
o lucro e o tempo computacional. Assim, o método de destruição escolhido é o método aleatório, que, para o problema em estudo, consiste em remover uma percentagem de contentores da solução inicial de cada alternativa. Este método tem a principal vantagem de remover aleatoriamente um conjunto de contentores, sendo que as remoções são geralmente diferentes em cada iteração, o que permite diversificar a pesquisa no espaço das soluções, pois a rota final após o método de reparação será diferente para diferentes iterações. Vários graus de destruição são testados com as instâncias de dados de modo a verificar qual o grau que apresenta lucros superiores.

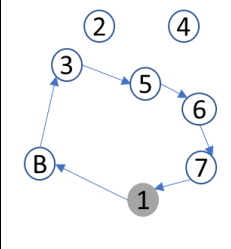
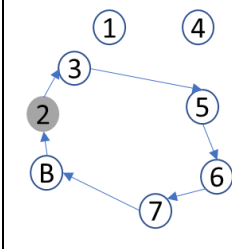
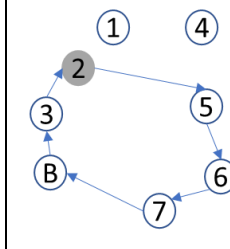
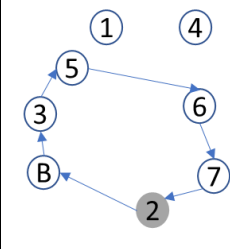
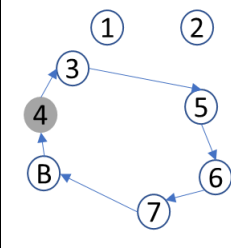
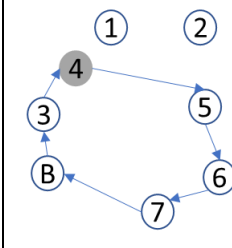
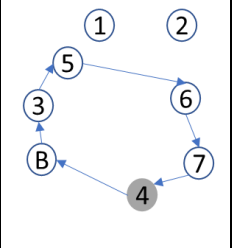
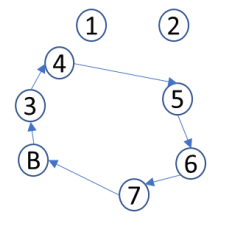
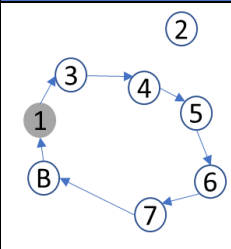
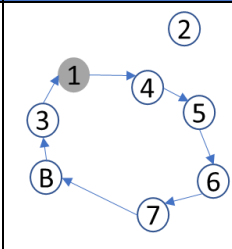
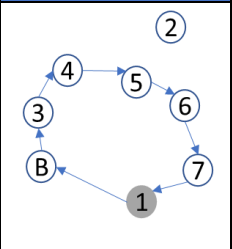
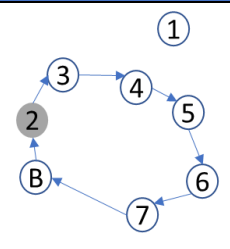
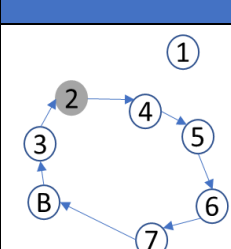
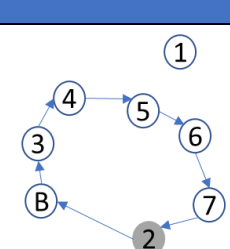
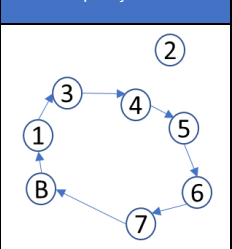
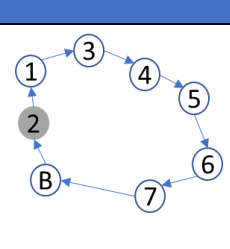
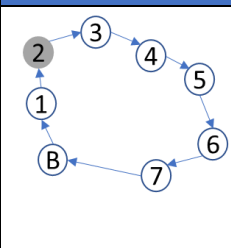
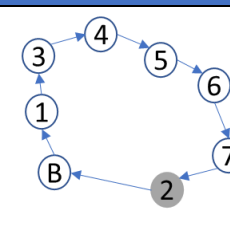
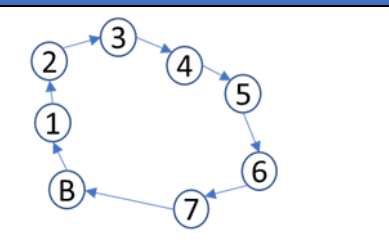
A segunda fase da LNS é o método de reparação. De acordo com Pisinger e Ropke (2007), nesta fase é necessário definir se se pretende que a construção das rotas seja efetuada de forma sequencial (construindo uma rota de cada vez) ou de forma paralela (construção de várias rotas de cada vez), tendo sido escolhida a construção sequencial devido à facilidade de implementação. Nesta fase, é também necessário selecionar qual o método de reparação que mais se adequa ao problema em análise, nomeadamente a pesquisa por soluções que apresentem maior lucro. Assim, o método de reparação escolhido foi o método *basic greedy heuristic*. Segundo Pisinger e Ropke (2007), uma heurística “gulosa” é aquela que insere o nó removido na posição que apresenta menor custo. No caso do problema em estudo, a heurística “gulosa” consiste em reconstruir a rota destruída inserindo todos os contentores removidos em todas as posições possíveis, calculando o lucro em todas as rotas intermédias. Considera-se $\Delta f_{i,k}$ o incremento na função objetivo (função lucro) quando se insere o contentor i na posição que garanta maior lucro na rota destruída k , pertencendo ao conjunto total de rotas R . Assim, calcula-se por inserção de cada contentor:

$$(i, k) := \arg \max \Delta f_{i,k}, i \in I, k \in R \quad (4.17)$$

Para o problema em análise, pretende-se inserir o contentor i na posição da rota k que garanta o maior lucro possível. Este processo continua até o primeiro contentor removido ter sido testado em todas as posições possíveis da rota destruída, sendo inserido na posição que garanta maior lucro. O processo é repetido para o segundo contentor removido e termina quando tiver sido feito para o conjunto dos contentores removidos. Apresenta-se na tabela 4 um exemplo do processo destruir/reparar em detalhe utilizado na presente dissertação.

Tabela 4: Conjunto dos passos do processo destruir/reparar.

Rota Inicial (Lucro=7.069)	Contentores removidos + rota fechada	1ª Inserção (contentor 1 na posição 1)	1ª Inserção (contentor 1 na posição 2)	1ª Inserção (contentor 1 nas posições 3 e 4)
				...
1	2	3	4	5

1ª Inserção (contentor 1 na posição 5)	1ª Inserção (contentor 2 na posição 1)	1ª Inserção (contentor 2 na posição 2)	1ª Inserção (contentor 2 nas posições 3 e 4)	1ª Inserção (contentor 2 na posição 5)
			...	
6	7	8	9	10
1ª Inserção (contentor 4 na posição 1)	1ª Inserção (contentor 4 na posição 2)	1ª Inserção (contentor 4 nas posições 3 e 4)	1ª Inserção (contentor 4 na posição 5)	Rota A= Rota com maior lucro após 1ª inserção (-3,52): contentor 4 na 2ª posição
		...		
11	12	13	14	15
2ª Inserção (contentor 1 na posição 1 da rota A)	2ª Inserção (contentor 1 na posição 2 da rota A)	2ª Inserção (contentor 1 nas posições 3,4,5 da rota A)	2ª Inserção (contentor 1 na posição 6 da rota A)	2ª Inserção (contentor 2 na posição 1 da rota A)
		...		
16	17	18	19	20
2ª Inserção (contentor 2 na posição 2 da rota A)	2ª Inserção (contentor 2 nas posições 3,4,5 da rota A)	2ª Inserção (contentor 2 na posição 6 da rota A)	Rota B= Rota com maior lucro após 1ª e 2ª inserções (1,84): contentor 1 na 1ª posição	3ª Inserção: contentor 2 na posição 1 da rota B
	...			
21	22	23	24	25
3ª Inserção: contentor 2 na posição 2 da rota B	3ª Inserção: contentor 2 nas posições 3,4,5,6 da rota B	3ª Inserção: contentor 2 na posição 7 da rota B	Rota C= rota com maior lucro (7.535) após todas as inserções	
	...			
26	27	28	29	

Apresenta-se um exemplo deste processo utilizando a 1ª alternativa para uma instância exemplo. Na fase 1 é criada uma rota inicial para recolha no primeiro dia do horizonte temporal (dia 1), sendo que a sequência de recolha é determinada pelo critério “guloso” e calcula-se o lucro (7.069€), distância percorrida (22.6 km) e peso total recolhido (311.8 kg), como ilustra a célula 1 da tabela 4. De seguida, e na fase 2, aplica-se o método de destruição (remoção aleatória), sendo que foi utilizado um grau de destruição de 50% para este exemplo. Para a primeira iteração, foram removidos os contentores 1,2,4, como mostra a célula 2 da tabela 4. Antes de se iniciar a inserção dos contentores removidos, é necessário fechar a rota de modo a calcular o lucro, distância e peso recolhido, conforme se mostra na célula 2 da tabela 4. Ao retirar os 3 contentores, a rota passou a ter os seguintes indicadores: lucro (-10.3 €), distância percorrida (20.9 km) e peso total recolhido (112.6 kg).

De seguida, procede-se à aplicação do método de inserção. Testa-se o primeiro contentor removido em todas as posições (contentor 1), começando pela primeira, como ilustra a célula 3 da tabela 4. É também calculado o lucro, distância e peso recolhido. Existe uma variável de nome *best profit* que guarda o melhor lucro da primeira inserção, que será aquela que apresentar o maior valor após ter sido testado cada contentor removido (contentor 1,2,4) em todas as posições da rota fechada. Após se testar o primeiro contentor removido (contentor 1) em todas as posições possíveis (células 3, 4, 5 e 6), a rota correspondente ao maior lucro é guardada e o processo é repetido para o segundo contentor removido (contentor 2), partindo da rota fechada, conforme mostra a célula 7 da tabela 4. Após ter testado cada contentor removido (contentor 1,2,4) em todas as posições possíveis da rota, faz-se o balanço para perceber qual a opção que apresenta maior lucro. A primeira inserção que apresenta maior lucro é a inserção do contentor 4 na segunda posição (rota A), conforme a célula 15 da tabela 4. O lucro neste caso é de -3.5 €. Após a inserção do primeiro contentor (contentor 4, neste exemplo), testa-se os contentores restantes removidos (contentor 1 e 2) na rota (rota A) da célula 15 da tabela 4, que corresponde à rota que apresenta maior lucro após a primeira inserção. Assim, observa-se na célula 16 da tabela 4 o teste do segundo contentor (contentor 1) removido na primeira posição.

O processo é repetido para todas as posições da rota de recolha A e para o outro contentor removido (contentor 2). O maior lucro da segunda inserção será aquele que apresentar o maior valor após se ter testado o contentor 1 e 2 em todas as posições, sendo guardado na variável *best profit*, como mostra a célula 24 da tabela 4. A rota B é aquela que apresenta maior lucro (1.84), com a inserção do contentor 1. Por fim, testa-se o contentor que ainda não foi inserido (neste exemplo, contentor 2) em todas as posições possíveis da rota de recolha B após a segunda inserção, ilustradas nas células 25 a 28 da tabela 4. O melhor lucro da terceira inserção é aquele que apresenta o maior valor após se ter testado o contentor 2 em todas as posições da rota da célula 24 da tabela 4, sendo guardado na variável *best profit*. Assim, apresenta-se na célula 29 da tabela 4 a rota de recolha final (rota C) que apresenta maior lucro após a remoção e inserção dos 3 contentores gerados aleatoriamente (lucro = 7.535€).

A rota de recolha C presente na célula 29 da tabela 4 corresponde a um exemplo duma rota após uma iteração do método destruição e reparação. O lucro desta solução irá ser comparado com o lucro da solução inicial presente na célula 1 da tabela 4. Neste exemplo, como o lucro da rota corrente (rota C) é superior ao lucro da rota inicial (7.5€ vs. 7.1€), dá-se a atualização da rota inicial de recolha, sendo

que a rota que irá ser destruída e reparada na próxima iteração será a rota da célula 29 da tabela 4. Este exemplo ilustra que com este método testa-se todos os contentores em todas as posições possíveis, sendo que as inserções representam as melhores posições para os contentores removidos.

De acordo com Ropke e Pisinger (2006), uma forma de evitar que a heurística fique presa em máximos locais é aceitar soluções que sejam piores que a solução corrente. Assim, utiliza-se o critério de aceitação proveniente do arrefecimento simulado onde, por iteração, é calculado um parâmetro denominado de temperatura (T) que decresce a cada iteração devido à multiplicação por um fator denominado taxa de refrigeração (c). No trabalho de Ropke e Pisinger (2006), esta taxa de refrigeração foi de $c= 0.99975$.

Segundo Ropke e Pisinger (2006), uma boa escolha para o valor da temperatura inicial é um valor diretamente relacionado com os dados do problema em análise. Segundo Lutz (2014), se o valor da temperatura for elevado, são aceites soluções com lucros demasiado pequenos e se o valor da temperatura for pequeno, não são aceites soluções com lucros piores, o que não permite percorrer o espaço de soluções. De acordo com Ropke e Pisinger (2006), a temperatura inicial está então associada à primeira iteração e é calculada de modo a que a probabilidade de aceitar a nova solução que seja 5% pior que a solução inicial é de 50%.

O cálculo da probabilidade (p) de aceitar soluções piores que a solução corrente é apresentada pela expressão (4.18), sendo que $f(s')$ corresponde ao lucro da nova solução e $f(s)$ corresponde ao lucro da solução corrente (corresponde à solução inicial na 1ª iteração no exemplo) e T o valor da temperatura da solução corrente:

$$p = e^{-\left(\frac{f(s')-f(s)}{T}\right)} \quad (4.18)$$

Sabendo que para o cálculo da temperatura inicial a probabilidade de aceitar uma solução que seja 5% pior que a solução inicial é de 50%, a temperatura inicial é definida pela expressão (4.19):

$$T_{inicial} = \frac{f(s_{inicial}) \times 0.05}{\log 2} \quad (4.19)$$

No caso da primeira iteração, o lucro da solução corrente será superior ao lucro da solução inicial, portanto a solução inicial é alterada para a solução corrente. Nas iterações seguintes, esta mudança pode não se verificar. No caso em que o lucro da solução corrente é inferior ao lucro da solução inicial, existe a possibilidade de aceitar ou não essa solução. Nesta situação, gera-se um número aleatório r entre 0 e 1 e caso o valor da probabilidade p for superior a r , essa solução é atualizada como solução inicial. Após cada iteração e independentemente se a solução corrente é aceite, o parâmetro T é atualizado. Na etapa seguinte, o lucro da solução corrente é comparado com o lucro da melhor solução até agora encontrada. Se o lucro da solução corrente for superior ao da melhor solução encontrada, esta é atualizada, existindo uma nova melhor solução. Por fim, verifica-se se foi atingido o número total de iterações. Caso ainda não tenha sido, a metaheurística para otimização de rotas é repetida até completar todas as iterações. O número de iterações aplicado varia consoante a dimensão da instância

(instâncias de teste versus casos de estudo) devido ao tempo computacional obtido nos testes efetuados.

De referir que o processo de otimização de rotas de recolha é efetuado para cada rota correspondente a cada dia de recolha para as 5 alternativas apresentadas na subseção anterior. Quando o número máximo de iterações é atingido, a melhor rota para cada dia de recolha das 5 alternativas resultante deste processo é guardada, bem como os critérios de análise (lucro, distância, peso recolhido, tempo computacional). Estas rotas representam a solução final da metaheurística LNS, apresentando a solução para a instância exemplo na figura 26.

```
COMPARAÇÃO DOS PROFITS E RÁCIOS NO HORIZONTE TEMPORAL DEPOIS DA OPTIMIZAÇÃO DESTROY_REPAIR:

Profit da 1ª Alternativa em análise = 11.25942092712138
Distância percorrida na 1ª Alternativa em análise é = 45.38062529853772 Km
Carga da 1ª Alternativa em análise = 579.9431825825 Kg
Rácio(Kg/Km) = 12.779532647849768
com recolhas nos dias 1 e 6

Profit da 2ª Alternativa em análise = -27.62546611787474
Distância percorrida na 2ª Alternativa em análise é = 60.88206171914647 Km
Carga da 2ª Alternativa em análise = 346.84050347375 Kg
Rácio(Kg/Km) = 5.696924408929371
com recolhas nos dias 1 e 4 e 9

Profit da 3ª Alternativa em análise = 10.834884445296346
Distância percorrida na 3ª Alternativa em análise é = 66.14597444155595 Km
Carga da 3ª Alternativa em análise = 794.4886376375 Kg
Rácio(Kg/Km) = 12.011141181985002
com recolhas nos dias 1 e 6 e 10

Profit da 4ª Alternativa em análise = 10.031760064095977
Distância percorrida na 4ª Alternativa em análise é = 66.88822972937325 Km
Carga da 4ª Alternativa em análise = 794.4886376375 Kg
Rácio(Kg/Km) = 11.877854158376818
com recolhas nos dias 1 e 5 e 10

Profit da 5ª Alternativa em análise = 10.248218548460338
Distância percorrida na 5ª Alternativa em análise é = 65.80267000376239 Km
Carga da 5ª Alternativa em análise = 794.4886376375 Kg
Rácio(Kg/Km) = 12.07380547920128
com recolhas nos dias 1 e 5 e 10

**** CONCLUSÃO DA ANÁLISE DOS HORIZONTES TEMPORAIS DEPOIS DO DESTROY_REPAIR ****
A melhor Alternativa é a primeira

Profit da 1ª Alternativa em análise = 11.25942092712138
Distância percorrida na 1ª Alternativa em análise é = 45.38062529853772 Km
Carga da 1ª Alternativa em análise = 579.9431825825 Kg
Rácio(Kg/Km) = 12.779532647849768
com recolhas nos dias 1 e 6
```

Figura 26: Solução final da fase 2 e apresentação da melhor alternativa em análise.

Ao comparar as 5 alternativas no fim da fase 1 e da fase 2 (figuras 24 e 26), é possível verificar de que forma os critérios de análise, particularmente o lucro, são afetados pela otimização de rotas (fase 2), pois o conjunto dos contentores de cada rota de recolha é o mesmo após a aplicação das duas fases. Assim, neste exemplo verifica-se que na fase 1 a melhor alternativa é a alternativa 1 com um lucro de 9.99€ e que após a fase 2, a melhor alternativa mantém-se a 1, mas com um lucro de 11.25€. Contudo, nem sempre se verifica esta situação, particularmente quando os valores entre alternativas na fase 1 estão muito próximos entre si, podendo existir uma alteração da melhor alternativa após a fase 2.

4.3 Conclusões do Capítulo

Neste capítulo apresenta-se a formulação matemática e o método de solução para o IRP, aplicado ao SWCRP. Apresenta-se em detalhe as duas fases do método de solução desenvolvido para o IRP em que na fase 1 os dias de recolha e o conjunto dos contentores a recolher são selecionados, enquanto que na fase 2 otimiza-se as rotas de recolha criadas na fase 1. O desenvolvimento de 5 alternativas de seleção dos dias e contentores de recolha na fase 1 pretende considerar várias hipóteses após o primeiro dia de recolha ser conhecido, como a aleatoriedade na escolha dos contentores a recolher, a proximidade geográfica (através do raio de influência) aliado ao lucro positivo. Apresenta-se as principais características da metaheurística LNS, particularmente a forma de destruição e reparação da solução assim como de que forma se aceita soluções piores que a inicial. No próximo capítulo, o método de solução será aplicado a vários conjuntos de dados. Pretende-se também fazer variar diversos parâmetros do método de solução tais como o grau de destruição e o raio de influência de modo a efetuar uma análise de sensibilidade.

Capítulo 5: Resultados

No capítulo 5 apresentam-se os resultados obtidos através do método de solução desenvolvido, tanto para as instâncias de teste, como para o caso de estudo. Para isso, o método desenvolvido é implementado em linguagem *Python 3.7* e os testes efetuados num *Intel Core i7 4720HQ CPU @ 2.60 Hz*.

Assim, na secção 5.1 apresenta-se os resultados para as instâncias de teste considerando os vários cenários definidos para efetuar uma análise de sensibilidade. Efetuam-se comparações entre as duas fases do método de solução e entre cenários cujo grau de destruição é diferente de modo a avaliar o impacto desse parâmetro no lucro e no tempo computacional. Por fim, efetua-se uma comparação com os resultados obtidos por *Morais et al. (2018)*. Na secção 5.2 apresentam-se os resultados para instâncias reais provenientes do caso da Valorsul. A secção está dividida em duas partes: a subsecção 5.2.1 onde se apresentam os resultados para uma instância com 68 contentores (correspondente a uma rota de recolha da Valorsul) e a secção 5.2.2, onde se analisa uma instância com 226 contentores (correspondente a três rotas de recolha da Valorsul). Os resultados são depois comparados com os resultados obtidos por *Morais et al. (2018)* e por *Ramos et al. (2018)*. Por fim, na subsecção 5.3 apresenta-se as principais conclusões do presente capítulo.

5.1. Instâncias de teste

Nesta secção apresentam-se os resultados da aplicação do método desenvolvido para o IRP a 10 instâncias de teste desenvolvidas por *Morais et al. (2018)*. As instâncias de teste têm o propósito de testar o método de solução a fim de verificar se existem erros de programação e se os resultados se aproximam dos resultados alcançados por *Morais et al. (2018)*, em que a solução ótima foi alcançada. Para cada instância são conhecidas as coordenadas geográficas (latitude e longitude) dos contentores e depósito, a taxa de enchimento de cada contentor no instante inicial (S_{i0}) e a taxa de deposição diária de resíduos (A). O número de contentores para cada instância de teste varia entre 7 a 13 e o horizonte temporal considerado é de 10 dias para todas as instâncias. Os parâmetros do método de solução presentes na tabela 5 são utilizados quer para as instâncias de teste como para as instâncias reais, tendo sido os mesmos utilizados por *Morais et al. (2018)*. O cálculo das distâncias (equação 5.1) representa a distância euclidiana entre o nó de partida e o nó de chegada, utilizando os fatores de correção de *Silva (2016)*.

Tabela 5: Parâmetros do método de solução do IRP.

Parâmetros	Descrição	Valor	Fonte
C	Custo da distância percorrida (€ por km)	1	Valorsul
B	Densidade do papel (kg por m ³)	29,5	-
E	Capacidade de contentor (kg)	75	Valorsul
v	Volume de contentor (m ³)	2,5	Valorsul
Q	Capacidade do camião (kg)	4000	Valorsul
R	Valor de revenda dos resíduos (€ por kg)	0,0952	SPV

$$d_{ij} = \sqrt{(long_i - long_j)^2 + (lat_i - lat_j)^2} \times 86.51 \times 1.58 \quad (5.1)$$

Foram considerados diferentes cenários, variando dois parâmetros do método de solução: o grau de destruição, utilizado no método de destruição LNS (fase 2) e o raio de influência β , utilizado na 3ª alternativa (fase 1). Assim, apresenta-se na figura 27 os diferentes cenários que contemplam as combinações entre os graus de destruição e os diferentes raios de influência a explorar nas instâncias de teste.

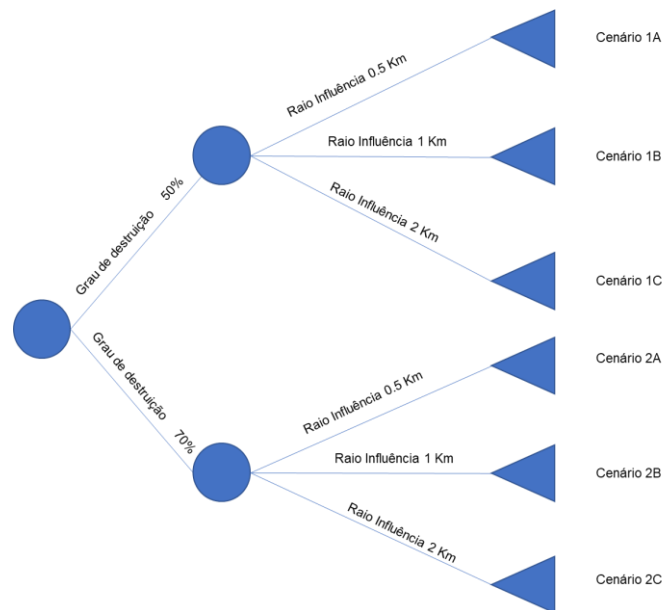


Figura 27: Cenários considerados para a análise de sensibilidade aplicada às instâncias de teste.

Para as instâncias de teste, foram efetuadas 10 iterações do método destruir/reparar para cada rota associada a cada dia de recolha, para cada alternativa, sendo que os resultados apresentados na tabela 6 representam os melhores resultados de um teste para todos os cenários considerados, sendo que se destaca a negrito o melhor resultado.

Tabela 6: Resultados por cenário dos diferentes testes do método de solução aplicado às instâncias de teste após a fase 2.

Lucro por cenário							
Instâncias	Número de contentores	1A	1B	1C	2A	2B	2C
Instância 1	7						
Alternativa 1		11,26	11,03	11,26	11,26	11,26	11,26
Alternativa 2		-27,62	-27,62	-27,62	-27,62	-27,62	-27,62
Alternativa 3		10,67	11,26	11,09	10,84	11,26	11,26
Alternativa 4		10,03	10,03	10,03	10,03	9,86	10,03
Alternativa 5		10,75	10,99	10,89	10,04	10,89	10,89
Instância 2	10						
Alternativa 1		5,54	5,54	5,54	5,54	5,54	5,54
Alternativa 2		-27,62	-27,62	-27,62	-27,62	-27,62	-27,62
Alternativa 3		15,88	14,75	14,75	15,88	14,75	14,75
Alternativa 4		6,88	6,88	6,88	6,88	6,88	6,88
Alternativa 5		8,7	15,14	14,93	15,13	15,12	8,33
Instância 3	13						
Alternativa 1		25,24	25,24	25,23	25,24	25,24	25,24
Alternativa 2		-14,44	-14,44	-14,44	-14,45	-14,45	-14,45
Alternativa 3		41,14	39,4	38,89	41,14	39,4	38,89
Alternativa 4		30,96	31	31,11	31,11	31,11	31,01
Alternativa 5		39,81	25,23	34,07	39,44	31,74	31,11
Instância 4	12						
Alternativa 1		59,93	59,93	59,93	59,93	59,93	59,93
Alternativa 2		-147,33	-147,33	-147,33	-147,33	-147,33	-147,33
Alternativa 3		-104,49	-67,25	-15,49	-104,49	-67,25	-15,49
Alternativa 4		55,22	55,22	55,22	55,22	55,22	55,22
Alternativa 5		-48,12	-61,03	-40,83	-54,38	-62,34	-57,51
Instância 5	12						
Alternativa 1		50,52	50,56	50,56	50,56	50,6	50,56
Alternativa 2		-63,74	-63,74	-63,74	-63,87	-63,87	-63,87
Alternativa 3		-48,86	27,05	47,3	-48,86	27,07	47,3
Alternativa 4		44,73	44,73	44,72	44,73	44,73	44,73
Alternativa 5		3,91	4,18	3,54	4,2	4,43	3,96
Instância 6	12						
Alternativa 1		32,23	32,07	32,23	32,23	32,23	32,23
Alternativa 2		-102,72	-102,72	-102,72	-102,72	-102,72	-102,72
Alternativa 3		-133,09	-112,01	-98,61	-133,09	-112,01	-98,61
Alternativa 4		25,83	25,8	26,57	26,57	27,43	26,57
Alternativa 5		-19,22	-15,01	-78,51	-75,75	-13,78	-68
Instância 7	12						
Alternativa 1		3,75	3,39	2,93	3,39	3,75	3,75
Alternativa 2		2,68	2,68	2,68	2,68	2,68	2,68
Alternativa 3		-47,12	-47,8	-5,07	-47,12	-47,8	-5,08
Alternativa 4		4,97	4,97	5,25	5,25	5,25	5,25
Alternativa 5		-72,11	-43,18	-37,59	-34,34	-68,19	-66,17
Instância 8	12						
Alternativa 1		54,78	54,88	54,43	54,88	54,88	54,5
Alternativa 2		-96,86	-96,86	-96,86	-97,06	-97,06	-97,06
Alternativa 3		-170,7	-116,5	-50,52	-170,7	-116,5	-50,52
Alternativa 4		54,3	54,3	55,15	54,7	54,7	54,7
Alternativa 5		-69,9	-17,25	-18,56	-76,78	-17,35	-18,52
Instância 9	12						
Alternativa 1		45,87	45,87	45,87	45,87	45,87	45,87
Alternativa 2		-94,26	-94,26	-94,26	-94,81	-94,81	-94,81
Alternativa 3		-143,84	-144,1	-49,1	-143,84	-144,1	-49,1
Alternativa 4		20,61	20,61	20,61	20,61	20,61	20,61
Alternativa 5		-27,31	-27,73	-32,47	-77,37	-68,61	-65,98
Instância 10	12						
Alternativa 1		21,11	21,11	21,11	21,11	21,11	21,11
Alternativa 2		-74,36	-74,36	-74,36	-74,36	-74,36	-74,36
Alternativa 3		-120,65	-120,65	-117,79	-120,65	-120,65	-118,03
Alternativa 4		3,77	3,07	3,77	3,77	3,77	3,77
Alternativa 5		-14,35	-13,19	-17,16	-20,97	22,21	-24,08

Ao analisar os resultados presentes na tabela 6, a alternativa 1 apresenta lucros elevados em praticamente todas as instâncias. Isto acontece porque nesta alternativa quando existe contentores em transbordo, o método recolhe todos os contentores da instância, independente da sua taxa de enchimento ou distância entre eles. As instâncias de teste possuem no máximo 13 contentores, estando

próximos entre si, sendo lucrativo recolher todos os contentores presentes na instância. Como seria esperado, o lucro correspondente à alternativa 3 aumenta com o aumento do raio de influência (comparativo entre os cenários A e C). Contudo, isso não se verifica em todas as instâncias. A explicação para este fenómeno está na destruição aleatória de 50% (cenários 1) ou 70% (cenários 2) da solução inicial. Como o método destrói uma percentagem da solução inicial de forma aleatória, os contentores selecionados para o processo de otimização de rotas podem ser aqueles que já estão na sua melhor posição para recolha, podendo existir contentores com maior potencial para serem otimizados mas que não foram selecionados para o processo de otimização.

Era expetável que a alternativa 4 figurasse como uma das melhores pois os contentores incluídos na rota de recolha são os que apresentam uma taxa de enchimento de pelo menos 25%. Como esperado, a alternativa 2 apresenta lucros negativos pois apenas visita os contentores que estão perto do transbordo, sendo que o camião por vezes apenas visita um contentor.

Analisando agora os resultados por fase, apresenta-se na tabela 7 os valores do lucro da melhor alternativa para cada instância e cenário após a fase 1, e na tabela 8 os valores do lucro da melhor alternativa e tempo computacional para cada instância e cenário após a fase 2.

Tabela 7: Resultados por cenário da melhor alternativa após a fase 1.

Instâncias	Lucro					
	Fase 1					
	1A	1B	1C	2A	2B	2C
Instância 1	9,99	9,99	9,99	9,99	9,99	9,99
Instância 2	14,36	13,63	13,73	14,36	13,71	12,83
Instância 3	39,86	36,97	37,47	39,86	36,97	37,47
Instância 4	58,99	58,99	58,99	58,99	58,99	58,99
Instância 5	47,97	47,97	47,97	47,97	47,97	47,97
Instância 6	26,02	26,02	26,02	26,02	26,02	26,02
Instância 7	4,95	4,95	4,95	4,95	4,95	4,95
Instância 8	51,88	51,88	51,88	51,88	51,88	51,88
Instância 9	44,78	44,78	44,78	44,78	44,78	44,78
Instância 10	16,63	16,63	16,63	16,63	16,87	16,63
Média	31,54	31,18	31,24	31,54	31,21	31,15

Tabela 8: Resultados por cenário da melhor alternativa após a fase 2.

Instâncias	Fase 2											
	1A	Tempo comp.(s)	1B	Tempo comp.(s)	1C	Tempo comp.(s)	2A	Tempo comp.(s)	2B	Tempo comp.(s)	2C	Tempo comp.(s)
Instância 1	11,26	5	11,26	5	11,26	4	11,3	5	11,26	6	11,26	7
Instância 2	15,88	13	15,14	13	14,93	6	15,9	20	15,12	18	14,75	23
Instância 3	41,14	28	39,4	29	38,89	30	41,1	43	39,4	44	38,89	48
Instância 4	59,93	17	59,93	13	59,93	14	59,9	24	59,93	25	59,93	31
Instância 5	50,52	19	50,56	20	50,56	22	50,6	26	50,6	28	50,56	33
Instância 6	32,23	10	32,07	10	32,23	10	32,2	14	32,23	14	32,23	15
Instância 7	4,97	7	4,97	5	5,25	8	5,25	10	5,25	5	5,25	10
Instância 8	54,3	17	54,88	12	55,15	20	54,9	24	54,88	13	54,7	24
Instância 9	45,87	15	45,87	11	45,87	11	45,9	21	45,87	21	45,87	22
Instância 10	21,11	11	21,11	7	21,11	7	21,1	13	22,21	9	21,11	15
Média	33,72	14,20	33,52	12,50	33,52	13,20	33,81	20,00	33,68	18,30	33,46	22,80

Na tabela 9 apresentam-se diversas comparações, entre as quais a diferença do lucro em percentagem entre a fase 1 e a fase 2, a comparação do lucro entre cenários com grau de destruição de 50% (cenários 1) e grau de destruição de 70% (cenários 2), bem como a comparação do tempo computacional entre cenários com igual raio de influência (A-C) mas com graus de destruição diferentes (cenários 1 e 2).

Tabela 9: Comparação do lucro entre a fase 1 e 2, entre diferentes cenários (fim da fase 2) e variação do tempo computacional entre graus de destruição (fim da fase 2).

Instâncias	Variação lucro entre fases (%)						Variação lucro entre cenários (%)			Variação Tempo computacional entre graus destruição(%)		
	1A	1B	1C	2A	2B	2C	1A vs 2A	1B vs 2B	1C vs 2C	1A vs 2A	1B vs 2B	1C vs 2C
Instância 1	12,7%	12,7%	12,7%	12,7%	12,7%	12,7%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	20,0%	75,0%
Instância 2	10,6%	11,1%	8,7%	10,6%	10,3%	15,0%	0,0%	-0,1%	-1,2%	53,8%	38,5%	283,3%
Instância 3	3,2%	6,6%	3,8%	3,2%	6,6%	3,8%	0,0%	0,0%	0,0%	53,6%	51,7%	60,0%
Instância 4	1,6%	1,6%	1,6%	1,6%	1,6%	1,6%	0,0%	0,0%	0,0%	41,2%	92,3%	121,4%
Instância 5	5,3%	5,4%	5,4%	5,4%	5,5%	5,4%	0,1%	0,1%	0,0%	36,8%	40,0%	50,0%
Instância 6	23,9%	23,3%	23,9%	23,9%	23,9%	23,9%	0,0%	0,5%	0,0%	40,0%	40,0%	50,0%
Instância 7	0,4%	0,4%	6,1%	6,1%	6,1%	6,1%	5,6%	5,6%	0,0%	42,9%	0,0%	25,0%
Instância 8	4,7%	5,5%	6,3%	5,5%	5,5%	5,4%	1,1%	0,0%	-0,8%	41,2%	8,3%	20,0%
Instância 9	2,4%	2,4%	2,4%	2,4%	2,4%	2,4%	0,0%	0,0%	0,0%	40,0%	90,9%	100,0%
Instância 10	26,9%	26,9%	26,9%	26,9%	31,7%	26,9%	0,0%	5,2%	0,0%	18,2%	28,6%	114,3%
Média	9%	10%	10%	10%	11%	10%	0,7%	1,1%	-0,2%	36,8%	41,0%	89,9%

Ao analisar a tabela 9, verifica-se uma melhoria substancial do lucro entre a fase 1 e a fase 2, sendo que esta melhoria pode atingir o valor de 30%. Contudo, o valor médio de melhoria entre as duas fases é de 10%. O processo de otimização de rotas na fase 2 permite estas melhorias pois os contentores removidos são inseridos nas suas melhores posições da rota enquanto que na fase 1 as rotas são efetuadas de acordo com o critério “guloso”, em que o contentor seguinte a ser visitado é o geograficamente mais próximo do atual. Na fase 2, ao analisar a variação do lucro quando se compara cenários com grau de destruição de 50% (cenários 1) e grau de destruição de 70% (cenários 2), verifica-

se que ao aumentar o grau de destruição, o lucro tem variações pequenas, não sendo possível tirar uma conclusão concreta pois em alguns casos o lucro melhora, noutros não existem alterações. Como as instâncias têm poucos contentores, o grau de destruição não influencia o lucro final, sendo que quando se testar o método para os casos reais (com mais contentores) espera-se ver uma tendência real da influência do grau de destruição no lucro das soluções finais.

Ao analisar a variação do tempo computacional entre os cenários com diferentes graus de destruição (cenários 1 e 2), verifica-se, tal como esperado, um aumento do tempo computacional quando se aumenta o grau de destruição. Este aumento justifica-se pois ao aumentar o grau de destruição, é necessário efetuar mais iterações no processo de reparação das rotas (mais contentores são testados na rota fechada), o que leva naturalmente a um aumento do tempo computacional.

Comparando agora os resultados obtidos com o trabalho de Morais *et al.* (2018), onde foi encontrada a solução ótima para cada instância, pode-se observar que, em média, o método desenvolvido obtém uma solução de qualidade inferior em 14%, mas obtida em um tempo computacional muito inferior (1384 segundos *versus* 16 segundos, em média).

Tabela 10: Comparação dos resultados obtidos na dissertação e os resultados de Morais *et al.* (2018) para o IRP estático.

Instâncias	Morais <i>et al.</i> (2018)		LNS		Variação (%)	
	Lucro	Tempo computacional(s)	Lucro	Tempo computacional(s)	Lucro	Tempo computacional
Instância 1	12,2	11,5	11,26	5	-7,7%	-56,5%
Instância 2	17,2	38,4	15,88	13	-7,7%	-66,1%
Instância 3	42,6	1454,9	41,14	28	-3,4%	-98,1%
Instância 4	60,1	1696,3	59,93	17	-0,3%	-99,0%
Instância 5	51,4	1929,2	50,6	28	-1,6%	-98,5%
Instância 6	40,7	198	32,23	10	-20,8%	-94,9%
Instância 7	39,4	568,8	5,25	8	-86,7%	-98,6%
Instância 8	56,1	1593,7	55,15	20	-1,7%	-98,7%
Instância 9	46	4503,8	45,87	15	-0,3%	-99,7%
Instância 10	34,7	1853,8	22,21	9	-36,0%	-99,5%
Média	40,63	1384,84	35,26	16	-14%	-90%

Ao analisar-se a tabela 10, constata-se que o lucro obtido através do método de solução apresenta sempre resultados inferiores aos de Morais *et al.* (2018), sendo que em apenas 3 instâncias a variação de lucro entre os dois trabalhos é superior a 10%, sendo resultados bastante aceitáveis. De realçar que as alternativas apresentadas não representam todas as possibilidades de recolha existentes, sendo que pode existir outras formas de selecionar os contentores para recolha de forma mais eficiente das apresentadas.

Ao analisar o tempo computacional, verifica-se que os testes do método de solução são bastante inferiores ao de Morais *et al.* (2018), sendo esse o propósito da presente dissertação. Atendendo às diferenças de tempo computacional entre trabalhos, justifica-se a diferença de lucro devido à eficiência do método de solução apresentado. Contudo, apenas nas instâncias reais será possível avaliar o impacto real do método de solução desenvolvido pois a dimensão das instâncias é superior e os casos de estudo constituem aplicações práticas na vida de uma empresa de gestão de resíduos.

5.2 Instâncias Reais

Na secção 5.2 apresentam-se os resultados da aplicação do método desenvolvido às instâncias reais da Valorsul, sendo que na subsecção 5.2.1 os resultados são referentes a uma rota de recolha (68 contentores) e a subsecção 5.2.2 é referente a três rotas de recolha (226 contentores). Foram considerados diferentes cenários (graus de destruição e raios de influência diferentes) de modo a efetuar uma análise de sensibilidade, bem como uma comparação do lucro entre a fase 1 e 2, de modo a avaliar o impacto da metaheurística LNS no lucro. Para se perceber o impacto da variação do grau de destruição no tempo computacional, também se efetua um comparativo entre cenários. Por fim, efetua-se um comparativo com a situação atual e com os resultados obtidos por Morais *et al.* (2018), de modo a perceber se o método implementado oferece melhorias reais ao estado atual do problema em análise na dissertação.

5.2.1 Instância Valorsul – 68 Contentores

Nesta subsecção apresentam-se os resultados da aplicação do método desenvolvido para resolver o IRP, aplicado a uma das rotas de recolha de papel da Valorsul. Para o papel, a Valorsul dispõe de 26 rotas pré-definidas de recolha. Nesta subsecção apenas se analisa a rota número 3 onde estão presentes 68 contentores, tendo sido a rota escolhida no artigo de Morais *et al.* (2018) como representativa das operações globais de recolha. O método de solução para esta instância foi testado para um horizonte temporal de 15 dias. Os dados disponibilizados referentes aos 68 contentores são as coordenadas geográficas (latitude e longitude), a taxa de enchimento no instante inicial e a taxa de deposição diária dos resíduos. Na figura 28 apresenta-se a localização dos contentores da rota número 3 (a azul) e o depósito (a vermelho).

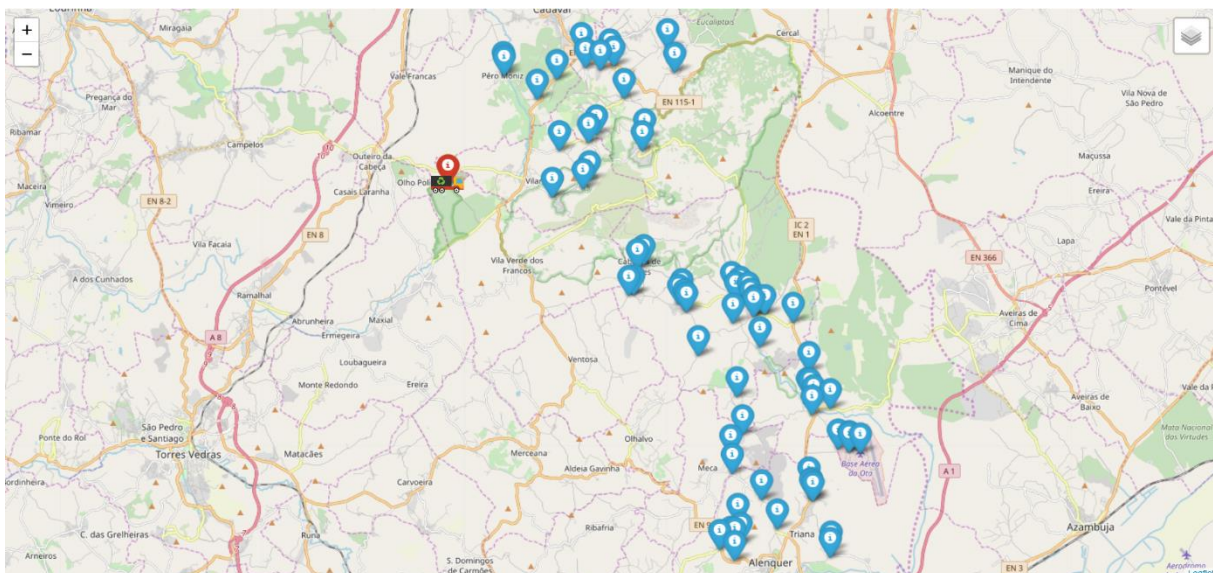


Figura 28: Localização dos contentores presentes na rota número 3 em análise.

Analisou-se os dados disponíveis da Valorsul relativos à rota número 3 durante um período de 15 dias – de 09 de janeiro a 23 de janeiro – onde se concluiu que esta rota foi realizada duas vezes (no dia 09

de janeiro, correspondente ao dia 1 do período em análise e no dia 21 de janeiro, correspondente ao dia 13 no período), gerando um lucro total de 111,1€. Apresenta-se na tabela 11 a situação atual para a rota em análise.

Tabela 11: Situação atual da operação efetuada pela Valorsul para a rota de recolha número 3 no período entre 09 de janeiro a 23 de janeiro.

KPI	Dia 1	Dia 13	Total
Lucro(€)	51	60,1	111,1
Distância (Km)	135,8	135,8	271,6
Peso(Kg)	1966,4	2062,3	4028,7
Contentores visitados	68	68	136
Rácio (Kg/Km)	14,48	15,19	14,83
% Veículo utilizado	49%	52%	50%

Atualmente, a Valorsul não dispõe de sensores de enchimento nos contentores, não existindo informação em tempo real sobre o enchimento dos mesmos. No entanto, para simular estes dados, nos trabalhos de Morais *et al.* (2018) e Ramos *et al.* (2018) usaram-se os registos efetuados pela equipa responsável pela recolha dos resíduos na Valorsul que registou, durante a recolha, o nível de enchimento dos contentores, tendo sido classificados em 5 categorias: vazios (0%), menos de metade (25%), metade (50%), mais de metade (75%) e cheios (100%). Estas taxas foram convertidas em peso (kg) através da densidade do papel. Os dados referentes à taxa de deposição foram calculados através da divisão da soma das taxas de enchimento de cada contentor pelo número de dias do período e por fim, multiplicado pelo intervalo temporal entre rotas de recolha. Na tabela 12 apresentam-se os resultados obtidos por Morais *et al.* (2018) – cenário 2 na resolução do IRP para o período de 15 dias.

Tabela 12: Resultados obtidos por Morais *et al.* (2018) - cenário 2 na resolução do IRP para a rota número 3.

KPI	Dia 1	Dia 7	Dia 9	Dia 15	Total
Lucro(€)	45,7	7,2	-31,9	163,8	184,8
Distância (Km)	74	70,2	53,2	97	294,4
Peso(Kg)	1260	814,5	224,1	2745,3	5043,9
Contentores visitados	21	15	5	65	106
Rácio (Kg/Km)	17,0	11,6	4,2	28,3	17,1
% Veículo utilizado	32%	20%	6%	69%	32%
Tempo computacional(s)	4600	4600	4600	947,7	14747,7

De referir que em Morais *et al.* (2018) – cenário 2, a formulação do IRP estático apresentada não foi capaz de resolver o problema com 68 contentores. Para resolver este problema, foi aplicada uma abordagem de horizonte rolante (*rolling horizon*), em que, a cada dia dentro do horizonte de planeamento, o modelo IRP estático é resolvido considerando um horizonte parcial de planeamento (ao invés de apenas resolver o modelo IRP estático no primeiro dia do horizonte de planeamento

considerando o horizonte de planeamento completo, como usualmente acontece). Verifica-se que a solução obtida é composta por 4 dias de recolha (dias 1, 7, 8 e 15), em vez de apenas 2 dias como na situação atual, e que o lucro total é de 184,8€.

Aplicando agora o método desenvolvido na presente dissertação ao mesmo conjunto de dados, foram também considerados: variação do grau de destruição utilizado no método de destruição LNS e do raio de influência β , utilizado na 3ª alternativa. Assim, apresenta-se na figura 29 os diferentes cenários que contemplam as combinações entre os graus de destruição e os diferentes raios de influência.

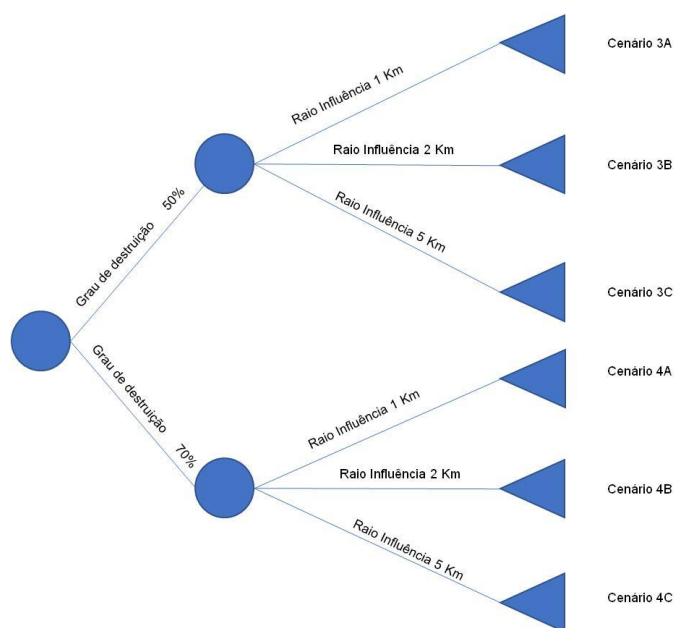


Figura 29: Cenários considerados para a análise de sensibilidade aplicado à rota número 3 do caso de estudo.

Para o caso de estudo composto pela rota de recolha número 3, foram efetuadas 5 iterações do método destruir/reparar para cada rota associada a cada dia de recolha, para cada alternativa, sendo que os resultados apresentados na tabela 13 representam a melhor iteração para cada rota de recolha. No anexo 5 (tabelas 29 a 34) apresenta-se as tabelas com os dados de desempenho detalhados de cada um dos cenários apresentados.

Tabela 13: Resultados por cenário dos diferentes testes do método aplicado à rota número 3 e após a fase 2.

Lucro por cenário							
Instância	Número de contentores	3A	3B	3C	4A	4B	4C
Instância Valorsul - 68 contentores	68						
Alternativa 1		80,98	95,02	87,33	114,07	115,3	113,02
Alternativa 2		-11,5	-15,37	-15,24	-2,06	-5,93	-2,55
Alternativa 3		36,16	57,694	79,37	40,41	61,24	83,99
Alternativa 4		83,59	99,53	99,43	102,14	100,35	100,82
Alternativa 5		-1,86	21,27	-1,35	7,95	8,76	0,08

Ao analisar os resultados presentes na tabela 13, a alternativa 1 apresenta lucros elevados em todos os cenários, sendo inclusivamente a melhor alternativa quando o grau de destruição considerado é de 70% (cenário 4). A alternativa 1 considera recolher todos os contentores caso exista capacidade do camião. Portanto, neste caso é bastante lucrativo recolher todos os contentores, mesmo aqueles que possuem uma taxa de enchimento inferior a 25%. A alternativa 4 apresenta-se como a melhor quando o grau de destruição é de 50%. Como seria esperado, o lucro correspondente à alternativa 3 melhora com o aumento do raio de influência (cenários A-C). Foi testado um aumento do raio de influência para a alternativa 3 (10 e 20 km), sendo que não se verificaram alterações no lucro. O aumento do raio é suficiente para abranger outros contentores, contudo, não é lucrativo proceder à recolha dos mesmos. Assim, o raio de influência não é o parâmetro que afeta o valor do lucro, não tornando a alternativa 3 como aquela que apresenta maior lucro, qualquer que seja o cenário. As alternativas 1 e 4 são aquelas que apresentam maior lucro, onde o aumento do grau de destruição tornou os lucros superiores. A diferença do lucro entre os diferentes cenários 4 para a melhor alternativa (alternativa 1) é devido à destruição aleatória da solução inicial, sendo que noutros testes os resultados podem ser diferentes. Como esperado, a alternativa 2 apresenta lucros negativos pois apenas visita os contentores que estão perto do transbordo, sendo que o camião por vezes apenas visita um contentor.

Apresenta-se na tabela 14 os resultados por fase, e o tempo computacional, para a melhor alternativa.

Tabela 14: Lucro e tempo computacional calculado após a fase 1 e fase 2 do método de solução bem como a comparação do lucro entre fases, aplicado à rota número 3 e para os diferentes cenários considerados.

Dados de desempenho					
Instância	Fase 1	Fase 2			
Caso de estudo	Lucro	Lucro	Tempo Computacional (s)	Variação lucro (%)	
3A	67,81	83,59	3140	23,3%	
3B	67,81	99,53	3594	46,8%	
3C	67,81	99,43	2485	46,6%	
4A	67,78	114,07	3912	68,3%	
4B	67,81	115,3	4080	70,0%	
4C	67,81	113,02	4059	66,7%	
Média	67,81	104,16	3545	53,6%	

Ao analisar a tabela 14, verifica-se uma grande melhoria do lucro entre a fase 1 e a fase 2, chegando a 70% no cenário 4B. Os cenários associados a um maior grau de destruição (cenários 4) são aqueles que apresentam uma maior variação do lucro. Um maior grau de destruição aliado a uma instância maior de dados (68 contentores) permite uma diversificação de pesquisa no espaço de solução maior, o que leva a um maior número potencial de soluções e também encontra soluções com lucros superiores, conforme se pode confirmar através dos valores apresentados na tabela 14.

Na tabela 15 e no gráfico presente na figura 30 apresenta-se uma comparação do lucro e do tempo computacional da melhor alternativa (após fase 2) entre cenários com diferentes graus de destruição (cenários 3 e 4).

Tabela 15: Comparação do lucro e tempo computacional da melhor alternativa entre cenários com diferente grau de destruição (cenários 3 e 4).

Variação lucro entre graus destruição (%)			Variação Tempo computacional entre graus destruição(%)		
3A vs 4A	3B vs 4B	3C vs 4C	3A vs 4A	3B vs 4B	3C vs 4C
36,5%	15,8%	13,7%	25%	14%	63%

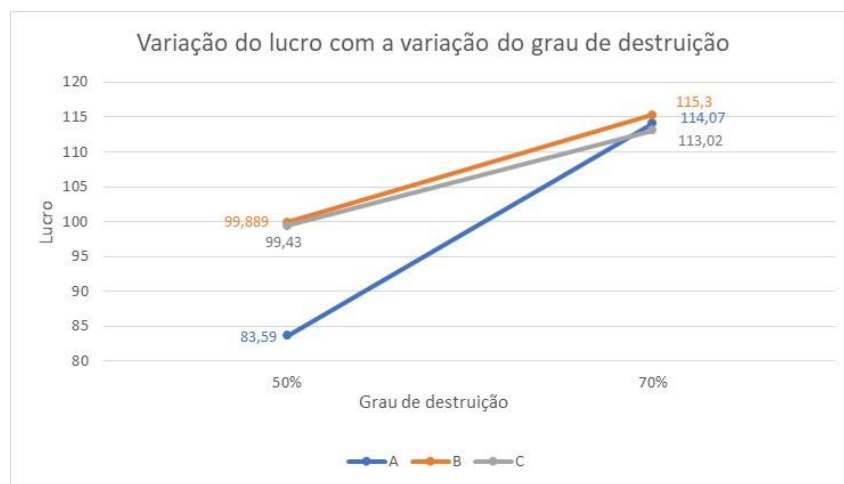


Figura 30: Variação do lucro da melhor alternativa com a variação do grau de destruição para cada cenário.

Pretende-se com esta análise perceber de que forma é que o grau de destruição influencia o lucro. Ao aumentar o grau de destruição, o lucro melhorou em todos os cenários, tendo chegado a melhorias na ordem dos 36%. É um valor relevante e, comparando com as instâncias de teste, constata-se que o aumento do tamanho da instância de dados permitiu perceber o impacto da variação do grau de destruição no lucro, concluindo que o lucro melhorou quando se aumentou o grau de destruição.

Na figura 31 apresenta-se a variação do lucro da alternativa 3 com o aumento do raio de influência, para os cenários 3 (50% grau de destruição) e 4 (70% grau de destruição). Como esperado, o aumento do raio de influência influenciou positivamente o lucro, registando-se valores superiores com raios de influência maiores. Contudo, não foi suficiente para tornar a 3ª alternativa como a alternativa que apresenta maior lucro no horizonte temporal completo.

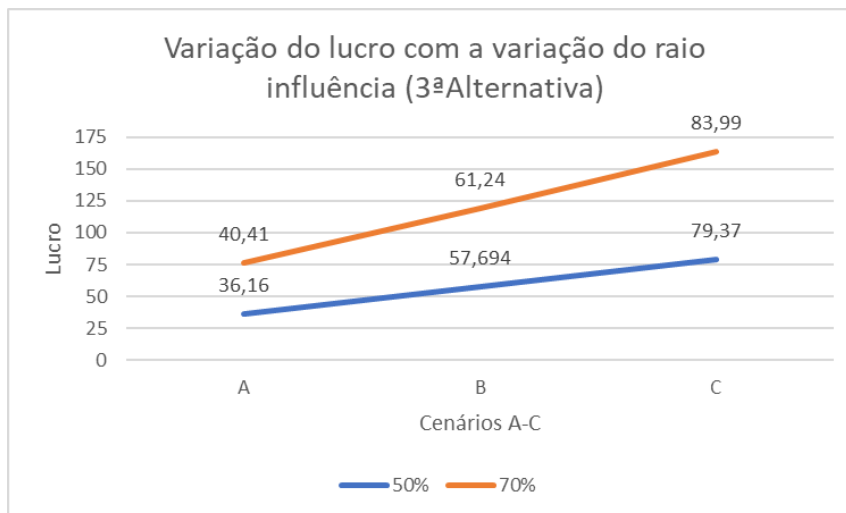


Figura 31: Variação do lucro com o aumento do raio de influência, para os cenários 3 (50%) e 4 (70%).

Em relação ao tempo computacional (ver tabela 15) verifica-se, tal como esperado, que os cenários 4 (70% grau de destruição) apresentam maiores tempos computacionais, podendo chegar a 60% superior aos cenários 3. A destruição de uma maior percentagem da solução inicial e posterior reparação obriga o programa a utilizar mais tempo computacional. Se nas instâncias de teste esta variação não era muito significativa em termos absolutos, no caso de estudo essa diferença pode chegar até 1574 segundos (cenário 3C vs 4C), o que corresponde a cerca de 26 minutos de diferença em tempo computacional.

Foi ainda testada uma outra forma de obter a solução final: dividir o horizonte temporal em 3 partes (5 dias + 5 dias + 5 dias) para permitir que sejam aplicadas diferentes alternativas em cada parte – “alternativas mistas”. A 2ª e 3ª parte do horizonte temporal utiliza os dados referentes à melhor alternativa efetuada na parte anterior. A alternativa que apresenta lucro mais elevado na 1ª parte é a alternativa 4. Assim, quando se inicia a 2ª parte (dia 6), os dados das taxas de enchimento correspondem às taxas de enchimento da alternativa 4 no dia 6, após recolha no dia 1. O processo é similar para a 3ª parte, sendo que neste caso não existiu nenhuma recolha na 3ª parte do horizonte temporal.

Verificou-se que esta estratégia garante melhores resultados em vez de considerar o horizonte temporal completo (em que a mesma alternativa é usada em todo o horizonte temporal). Os resultados das alternativas “mistas” são apresentados na tabela 16.

Tabela 16: Alternativas mistas.

Alternativas mistas (melhor lucro por volta)							
Instância	Número de contentores	3A	3B	3C	4A	4B	4C
Caso de estudo	68						
Rota número 3 (68 contentores)		119,12	137,3	143,74	139,56	143,43	149,42

A divisão do horizonte temporal em três partes, permitindo a aplicação de diferentes alternativas ao longo do horizonte temporal total revelou-se apresentar melhores resultados globais (149,4€ versus 115,3€). A alternativa que apresenta maior lucro na 1ª volta (primeiros 5 dias do horizonte temporal) é a alternativa 4 (lucro=111,81) e as alternativas que apresentam maior lucro na 2ª volta (dias 6, 7, 8, 9 e 10) são as alternativas 3 e 1, com recolhas nos dias 7 e 10 (lucro combinado=37,61), respetivamente. Na 3ª volta (dias 11, 12, 13, 14 e 15) não existe nenhum contentor em risco de transbordo, portanto não foi efetuada nenhuma rota de recolha. Apresenta-se na tabela 17 os dados de desempenho das melhores alternativas para a rota número 3.

Tabela 17: Dados de desempenho do cenário que apresenta o lucro maior para as alternativas mistas, para a rota número 3.

KPI	dia 1 (Alt. 4)	dia 7 (Alt. 3) e dia 10 (Alt. 1)	total
Lucro(€)	111,81	37,61	149,42
Distância (Km)	128,7	206,33	335,03
Peso(Kg)	2146,9	1907,55	4054,45
Contentores visitados	52	74	126
Rácio (Kg/Km)	16,7	9,2	12,1
% Veículo utilizado	54%	48%	51%
Tempo computacional (s)			4059

Foram efetuadas três rotas (nos dias 1,7,10) recolhendo 52 contentores no dia 1, 68 contentores no dia 10 e 6 contentores no dia 7, sendo que no dia 7 apenas recolhe aqueles que estão dentro do raio de influência deste cenário (5 Km). A percentagem de veículo utilizado no total deste cenário corresponde à média das percentagens de utilização entre o dia 1, 7 e 10. O tempo computacional deste cenário foi 4059 segundos, o que corresponde a 1h08. Apresenta-se nas figuras 32, 33 e 34 as rotas de recolha da alternativa 4 (dia 1), da alternativa 3 (dia 7) e da alternativa 1 (dia 10) para o cenário 4C.

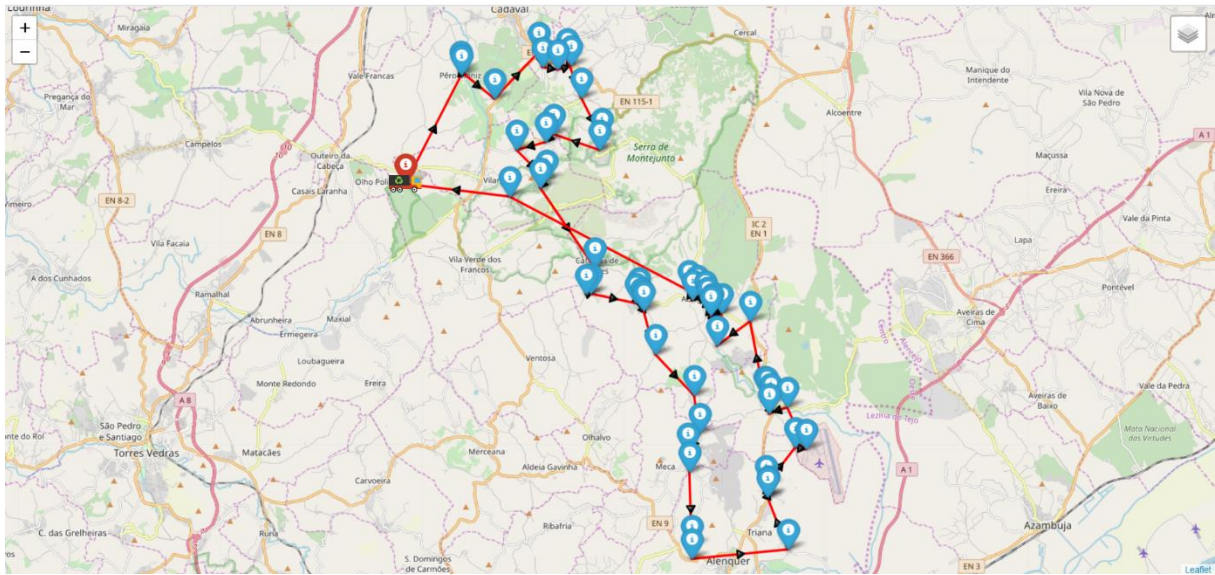


Figura 32: Rota de recolha para a 1ª dia de recolha da alternativa 4 (dia 1, cenário 4C).

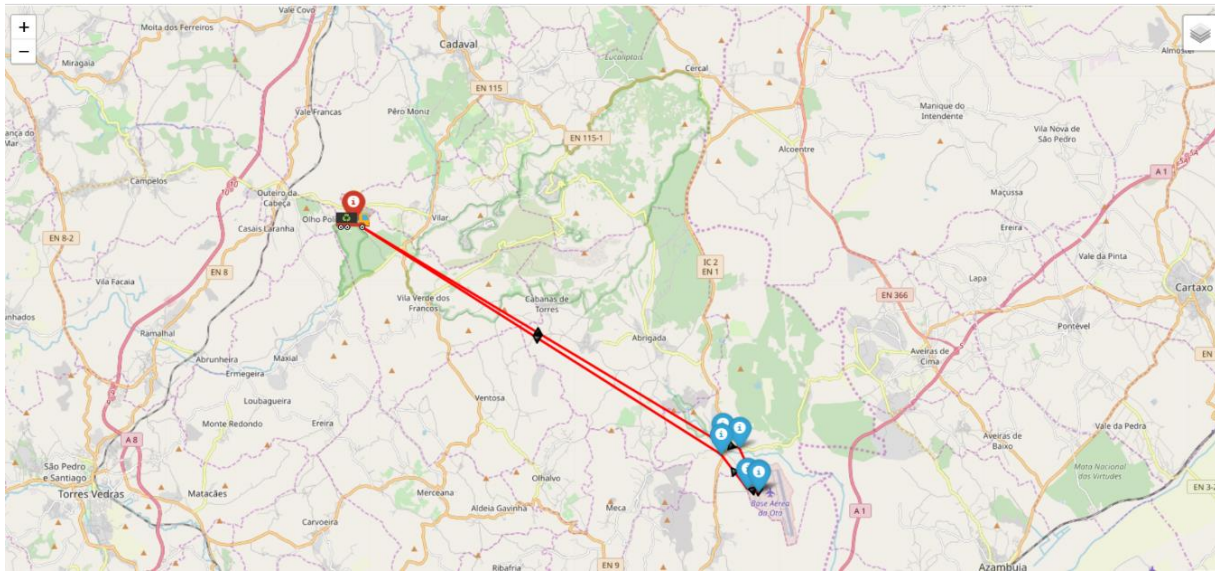


Figura 33: Rota de recolha para a 2ª dia de recolha da alternativa 3 (dia 7, cenário 4C).

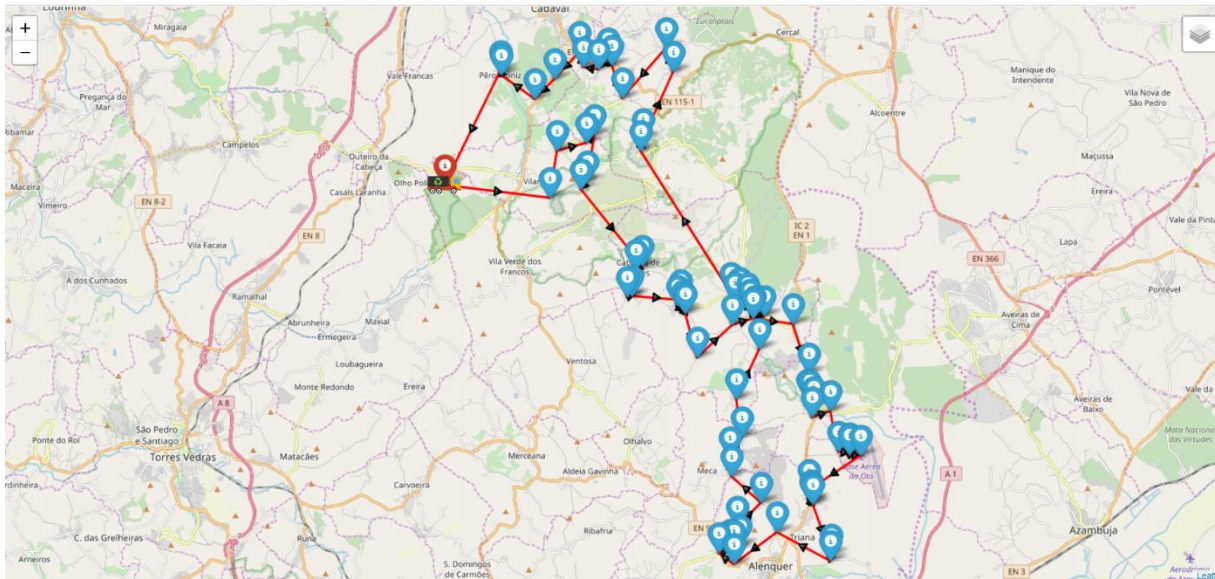


Figura 34: Rota de recolha para a 3ª dia de recolha da alternativa 1 (dia 10, cenário 4C).

Comparando agora os resultados obtidos com a situação atual e com os resultados de Morais *et al.* (2018) – ver tabela 18, conclui-se que o método de solução desenvolvido apresenta um lucro superior em 25,6% em relação à situação atual (149€ versus 111€). Este valor é uma melhoria substancial relativamente à situação atual. Já em relação aos resultados obtidos por Morais *et al.* (2018), a melhor alternativa mista obtida através do presente trabalho é 19% inferior ao valor obtido por Morais *et al.* (2018), mas é obtida em 3,6 vezes menos tempo computacional (4059 segundos versus 14747 segundos). O lucro obtido é inferior ao alcançado por Morais *et al.* (2018), contudo, é obtido em bastante menos tempo computacional, sendo que o ganho em termos de tempo computacional justifica a diferença de lucro.

Tabela 18: Valores do lucro da situação atual, trabalho de Morais *et al.* (2018) (cenário 2) e LNS, bem como a comparação entre a metaheurística LNS e a situação atual e cenário 2 (lucro e situação atual) para as alternativas mistas.

Caso de estudo: 68 contentores				
Cenários	Lucro	Temp. computacional (s)	Variação lucro com LNS (%)	Variação tempo computacional com LNS (%)
Situação atual	111,1		25,6%	
IRP dinâmico (cenário 2)	184,8	14747,7	-19,0%	-72,0%
LNS (alternativas mistas)	149,42	4059		

5.2.2 Instância Valorsul – 226 Contentores

Nesta subsecção analisa-se os resultados da aplicação do método de solução desenvolvido às 3 rotas de recolha da Valorsul selecionadas na análise efetuada por Ramos *et al.* (2018) – rotas 6, 11 e 13, o que corresponde a um conjunto de dados com 226 contentores. Os dados disponibilizados referentes aos 226 contentores são as coordenadas geográficas (latitude e longitude), bem como a taxa de enchimento no instante inicial e a taxa de deposição diária dos resíduos. Na figura 35 apresenta-se a

localização dos 226 contentores (a azul) e o depósito (a vermelho). No trabalho de Ramos *et al.* (2018) é analisado um período de 30 dias, em que é testado um modelo VRPP para cada dia do horizonte temporal. Como o presente trabalho aborda o SWCRP como um IRP de recolha, e para os resultados serem comparáveis era necessário que o IRP considerasse um horizonte temporal de 30 dias, o que seria computacionalmente muito demorado. Como tal, optou-se por considerar apenas os resultados de Ramos *et al.* (2018) para os primeiros 8 dias, sendo esse o horizonte temporal que será considerado no presente trabalho.

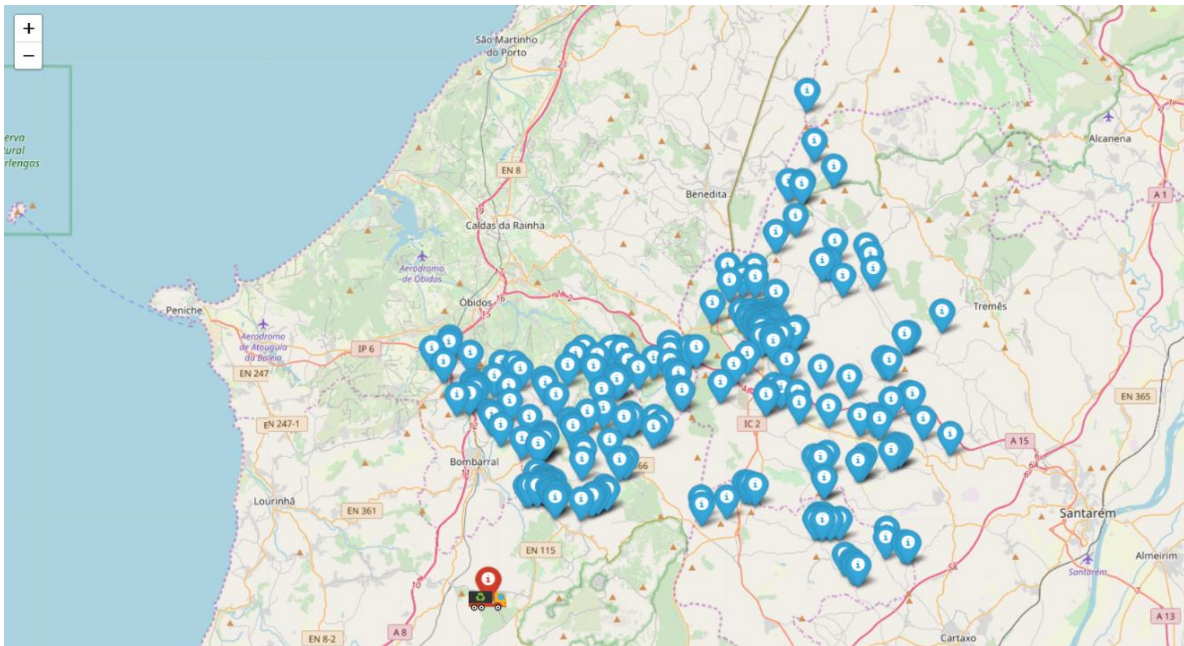


Figura 35: Localização dos 226 contentores pertencentes às 3 rotas de recolha do caso de estudo.

Apresenta-se na tabela 19 a situação atual da Valorsul na realização dos 3 circuitos mencionados, para o período em análise de 8 dias (03 de janeiro a 10 de janeiro). Observa-se que a rota 13 ocorreu em dois dias diferentes (dia 1 e dia 8) e as restantes rotas apenas ocorreram uma vez no horizonte temporal considerado. Também se observa que a rota que apresenta pior lucro é aquela que recolhe mais contentores em vazio (rota 6, no dia 8), sendo que é aquela que apresenta menor percentagem de veículo utilizado (35,5%) e que percorre mais quilómetros. Assim, podemos concluir que esta rota percorreu quilómetros para recolher contentores em vazio, o que se traduz numa ineficiência na operação de recolha dos resíduos.

Tabela 19: Situação atual para a recolha dos 226 contentores para um período de 8 dias.

KPI	dia 1	dia 7	dia 8	dia 8	Total
Rota	Rota 13	Rota 11	Rota 6	Rota 13	
Lucro (€)	117,5	93,9	-73,2	96,5	234,7
Distância (Km)	117,3	128,6	208,2	131,5	585,6
Peso (Kg)	2471,8	2342,7	1420,4	2399,7	8634,6
Contentores visitados	84	74	68	84	310
Contentores em transbordo	0	0	0	1	1
Contentores visitados em vazio	6	17	26	7	56
Rácio (Kg/Km)	21,1	18,2	6,8	18,2	14,7
Veículos utilizados	1	1	1	1	1
% Veículo utilizado	61,8	55,6	35,5	60	53,2

Os resultados apresentados para a instância Valorsul – 68 contentores permitiram concluir que o grau de destruição de 70% é aquele que apresenta melhores lucros. Assim, para o caso de estudo constituído pelos 226 contentores, apenas se considerou o grau de destruição de 70%. Na figura 36 apresentam-se os diferentes cenários que contemplam as combinações entre o grau de destruição de 70% e os diferentes raios de influência a utilizar na análise de sensibilidade da presente secção.

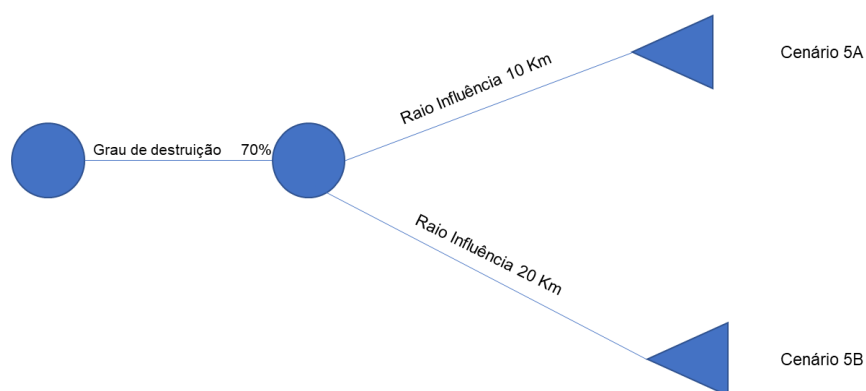


Figura 36: Cenários considerados para a análise de sensibilidade aplicado ao caso de estudo – 226 contentores.

Para o caso de estudo composto pelas três rotas de recolha, são efetuadas 5 iterações do processo destruição/reparação de cada rota associada a cada dia de recolha, para cada alternativa, sendo que os resultados apresentados na tabela 20 representam, por cenário, o maior lucro dos testes efetuados do método de solução, aplicado à instância Valorsul - 226 contentores, após a fase 2. Apresenta-se no anexo 6 (tabelas 35 e 36) os dados de desempenho detalhados referentes aos cenários 5A e 5B para a instância Valorsul – 226 contentores.

Tabela 20: Resultados por cenário dos diferentes testes do método aplicado à instância Valorsul - 226 contentores após a fase 2.

Lucro por cenário			
Instância	Número de contentores	5A	5B
Instância Valorsul-226 contentores	226		
Alternativa 1			
Alternativa 2		-111,26	-111,26
Alternativa 3		115,29	114,35
Alternativa 4		217,32	220,12
Alternativa 5		-378,67	-251,95

É possível tirar diversas conclusões da análise à tabela 20. A alternativa 1 aparece a cinzento pois é uma alternativa inviável: como esta alternativa consiste em visitar todos os contentores presentes na instância e como a capacidade do camião é ultrapassada, as rotas de recolha da alternativa 1 não se realizam, sendo que esta alternativa não é considerada para a análise final. A alternativa 2 apresenta lucros negativos pois apenas recolhe os contentores que estão perto do transbordo, tal como nas instâncias anteriores. Apesar desta instância ter dimensões superiores às anteriores testadas, continua a existir dias de recolha onde apenas 1 contentor está perto do transbordo. A alternativa 3 apresenta-se como a segunda melhor alternativa, tendo-se registado lucros de 115,29 e de 114,35. Um aumento do raio de influência de 10 km (cenário 5A) para 20 km (cenário 5B) não alterou o conjunto de contentores a serem incluídos nas rotas de recolha, sendo que as diferenças do lucro entre os dois cenários está apenas relacionado com a destruição e reparação das rotas utilizadas na fase 2. Foi testado um aumento do raio de influência para a alternativa 3 (30 km), não se verificando alterações no lucro da alternativa 3. Os raios são suficientes para abranger outros contentores, contudo, não é lucrativo proceder à recolha dos mesmos. A alternativa 4 é aquela que apresenta melhores resultados, sendo que a diferença entre os resultados alcançados através dos dois cenários apresentados é devido ao método de destruição e reparação das rotas de recolha. Como a fase 2 contém um fator aleatório (destruição aleatória da rota de recolha), novos testes ou testes com mais iterações poderiam levar a melhores resultados. A alternativa 5 é aquela que apresenta piores resultados. A inclusão aleatória de contentores que possuem menos de 25% de taxa de enchimento e possivelmente distantes dos contentores que são obrigatoriamente recolhidos (perto do transbordo) é uma possível razão para os valores do lucro apresentados.

Apresenta-se na tabela 21 os valores do lucro por fase da melhor alternativa para cada cenário aplicado às três rotas de recolha.

Tabela 21: Valores do lucro e tempo computacional da melhor alternativa para cada cenário e fase e a comparação do lucro entre fases, aplicado às três rotas de recolha.

Caso de estudo: 226 contentores				
Cenários	Fase 1	Fase 2		Variação lucro entre fases (%)
	Lucro	Lucro	Temp. computacional (s)	
5A	158,1	217,32	5400	37,5%
5B	158,1	220,12	4200	39,2%
Média	158,1	218,72	4800	38,4%

Ao analisar a tabela 21, verifica-se uma melhoria considerável do lucro entre a fase 1 e a fase 2, chegando aos 39%. Neste caso de estudo apenas se considerou cenários com um grau de destruição de 70% pois eram os cenários que tinham apresentado melhores valores no caso de estudo anterior em análise. O cenário com um maior grau de destruição aliado a uma instância de dados grande permite uma diversificação de pesquisa no espaço de solução maior, o que leva a um maior número potencial de soluções, podendo encontrar soluções com lucros superiores.

Assim, o cenário com o melhor resultado é o cenário 5B, com um lucro total de 220,12 €. Apresentam-se na tabela 22 os dados de desempenho da melhor alternativa (alternativa 4) para a instância real da Valorsul – 226 contentores. No conjunto das rotas de recolha, visitou-se 171 contentores e a percentagem média de veículo utilizado foi de 85%. O tempo computacional total deste teste foi de 4200 segundos, o que equivale a 1h10.

Tabela 22: Dados de desempenho da alternativa 4 para a instância real da Valorsul - 226 contentores.

KPI	dia 1	dia 5	total
Lucro(€)	169,65	50,47	220,12
Distância (Km)	282,2	291,29	573,49
Peso(Kg)	3991,63	2790,12	6781,75
Contentores visitados	79	92	171
Rácio (Kg/Km)	14,14	9,58	11,83
% Veículo utilizado	100%	70%	85%
tempo computacional (s)			4200

Para um horizonte temporal de 8 dias, é necessário efetuar recolhas no dia 1 e no dia 5. No início do horizonte temporal (dia 1), existem 18 contentores perto do transbordo e os restantes também incluídos nesta rota de recolha (61) possuem uma taxa de enchimento acima de 25%. Como a capacidade do camião está praticamente no seu limite (4000 Kg), significa que os contentores que foram incluídos na rota de recolha possuíam taxas de enchimento elevadas. No dia 5, apenas 70% da capacidade do camião é ocupada. Visto que neste dia apenas um contentor estava perto do transbordo, significa que 91 contentores tinham uma taxa de enchimento superior a 25%. Comparando as duas rotas de recolha, verifica-se que 35 contentores são comuns às duas rotas. Destes 35 contentores, 18 estavam perto do transbordo na rota de recolha efetuada no dia 1, 16 deles foram também incluídos na rota de recolha do dia 5. Significa que estes contentores já possuíam uma taxa de enchimento acima de 25%, mas é expectável que não possuíssem uma taxa de enchimento elevada pois já foram recolhidos

anteriormente. A existência de 35 contentores comuns às duas rotas de recolha (onde 16 deles já tinham sido recolhidos uma vez) explica como a rota de recolha do dia 5 inclui mais contentores que a rota efetuada no dia 1, mas recolhe menos peso, traduzindo-se num lucro inferior.

Nas figuras 37 e 38 apresentam-se as rotas de recolha no dia 1 e no dia 5 para a alternativa 4, aplicado à instância Valorsul -226 contentores.

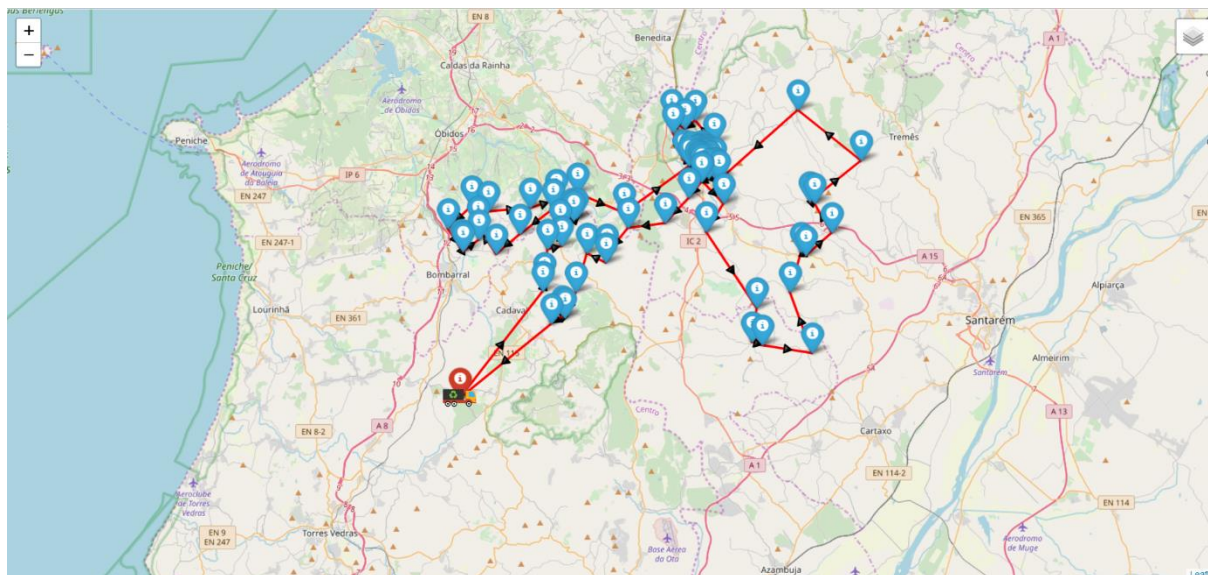


Figura 37: Rota de recolha no dia 1 para a alternativa 4, onde são recolhidos 79 contentores.

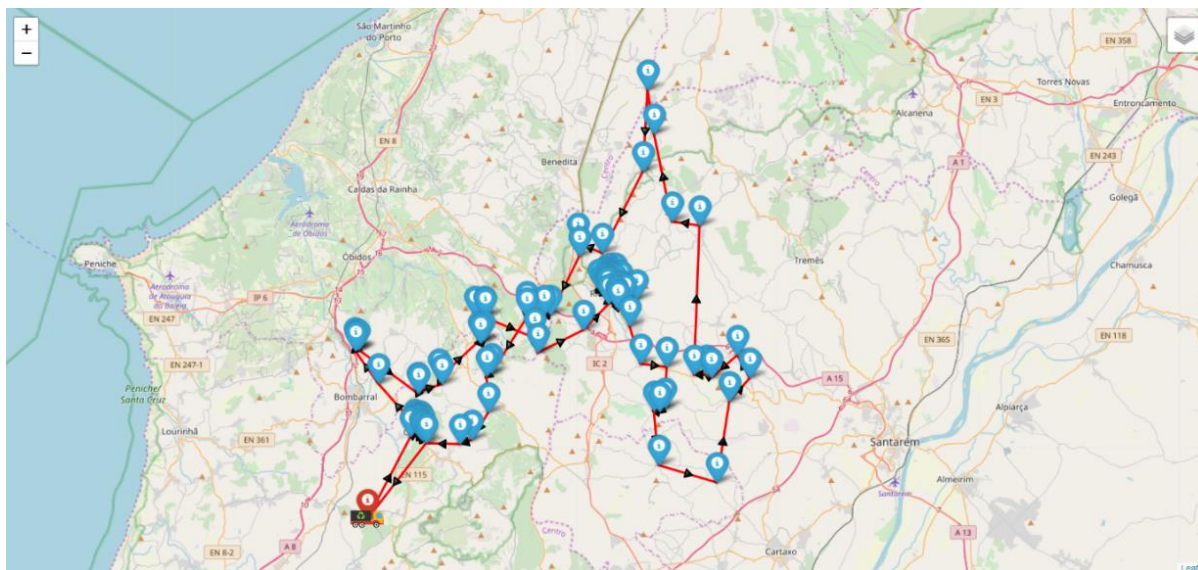


Figura 38: Rota de recolha no dia 5 para a alternativa 4, onde são recolhidos 92 contentores.

Os contentores presentes na rota de recolha do dia 5 (figura 38) estão mais dispersos geograficamente, o que justifica a diferença de 9 Km entre as rotas. Contudo, esse valor não justifica a diferença de lucro entre as duas rotas de recolha, concluindo assim que os contentores que foram recolhidos no dia 1 tinham uma taxa de enchimento superior aos contentores recolhidos no dia 5.

Apresentam-se na tabela 23 os valores do lucro das 5 alternativas para o cenário 5B, no fim de cada fase do método de solução desenvolvido.

Tabela 23: Lucro das 5 alternativas para o cenário 5B no fim de cada fase.

Cenário 5B			
Alternativas	Lucro fase 1	Lucro fase 2	Variação Lucro
Alternativa 1			
Alternativa 2	-112,74	-111,26	1%
Alternativa 3	107,84	114,35	6%
Alternativa 4	158,1	220,12	39%
Alternativa 5	-177,47	-251,95	-42%

Ao analisar a tabela 23, constata-se que o lucro da alternativa 5 entre a fase 1 e a fase 2 piorou, significando que o método aceitou soluções piores que a corrente. A metaheurística desenvolvida no método de solução permite esta situação, apesar de não ser expectável que o lucro diminuísse entre a fase 2 e a fase 1. A aceitação de soluções piores que a corrente tem o propósito de evitar que a metaheurística fique presa em ótimos locais. Assim, é necessário perceber de que forma a temperatura tem influência nesta situação.

Tabela 24: Temperaturas registadas para todas as alternativas contempladas.

Temperaturas registadas no cenário 5B					
	dia 1	dia 2	dia 5	dia 6	dia 7
Alternativa 1					
Alternativa 2	2,62	-4,71			
Alternativa 3	9,06		1,78	-4,64	1,59
Alternativa 4	10,15		1,26		
Alternativa 5	2,5	-10,88	-4,42		

Na tabela 24 apresentam-se as temperaturas registadas para todas as alternativas, para cada rota de recolha existente. A alternativa 2, apesar de existir recolha no dia 1 e nos dias 2,5,6, apenas a rota de recolha que ocorre no dia 1 sofreu alteração da sequência de visita. Nos dias 5 e 6 a alternativa 2 apenas recolhe 1 contentor, sendo que para estas rotas não existe processo de destruição/reparação.

A alternativa 4 na fase 1 regista uma temperatura de 10,15, para a rota ocorrida no dia 1. Como o lucro dessa alternativa para essa rota regista um valor relativamente alto (140,66), o parâmetro p da equação (4.18) irá tomar valores elevados, superiores a 1. Significa que soluções com lucros inferiores ao inicial não serão aceites com maior frequência. No cenário oposto está a alternativa 5, que no dia 2 regista uma temperatura de -10,88. Este valor associado a lucros negativos torna o valor do parâmetro p abaixo de 1, estando dentro do intervalo do parâmetro aleatório r , aumentando assim a probabilidade de o método de solução aceitar soluções piores que a corrente. Assim, as alternativas que já apresentam lucros negativos estão mais propensas a terem soluções piores aceites, piorando (ainda) mais o lucro total da alternativa. Como a temperatura está diretamente relacionada com o valor do lucro da solução inicial, soluções iniciais com lucros elevados irão beneficiar pois serão menos propensas a verem os seus lucros piorados. No extremo oposto, alternativas cujas soluções apresentam lucros negativos

estão mais propensas a verem os seus lucros piorados quando existe uma nova iteração que registre um lucro pior que o presente na rota inicial.

Foi também testado para este conjunto de dados a estratégia das alternativas “mistas”, dividindo o horizonte temporal em duas partes (4 dias + 4 dias). No entanto, neste caso o resultado foi igual, ou seja, a alternativa 4 revelou ser a melhor nas duas partes do horizonte.

Compara-se agora os resultados obtidos para o caso de estudo através do método de solução desenvolvido na dissertação com a situação atual e com os resultados obtidos por Ramos *et al.* (2018) apresentados nos cenários 2A e 3A. O cenário 2A (*Smart collection approach*) seleciona os contentores e a sequência que garante o maior lucro possível em cada dia de recolha, não permitindo transbordos (taxa de serviço = 100%) nem tendo em consideração os dias seguintes. O método de solução para este cenário é resolvido todos os dias para um período de 30 dias. O cenário 3A (*Smarter collection approach*) combina a abordagem explicada no cenário 2A com uma heurística que define em que dia o método deve ser testado de modo a maximizar o lucro para um horizonte temporal definido. Este cenário também não permite transbordos (taxa de serviço = 100%) nem tem em consideração os dias seguintes, pois o método de solução é resolvido diariamente.

Apresentam-se na tabela 25 os resultados obtidos por Ramos *et al.* (2018) para o cenário 2A, onde o método de otimização foi resolvido todos os dias para um período de 30 dias, onde se apresentam apenas os resultados para os primeiros 8 dias.

Tabela 25: Resultados obtidos por Ramos *et al.* (2018) para o cenário 2A.

KPI	dia 1	dia 4	dia 7	Total
Lucro (€)	212,1	13,1	43,5	268,7
Distância (Km)	208	102,3	185	495,3
Peso (Kg)	4422,5	1215,4	2405,2	8043,1
Contentores visitados	106	101	152	359
Contentores em transbordo	0	0	0	0
Contentores visitados em vazio	0	0	0	0
Rácio (Kg/Km)	21,3	11,9	13,0	16,2
Veículos utilizados	2	1	1	1,3
Tempo computacional (s)	14400	14400	14400	43200
% Veículo utilizado	55,3	30,4	60,1	48,6

Apresentam-se na tabela 26 os resultados obtidos por Ramos *et al.* (2018) para o cenário 3A, onde o método de otimização é combinado com uma heurística que define quais os dias de recolha. O método é testado para um período de 30 dias, mas para comparação com os resultados obtidos na dissertação apenas se apresenta os primeiros 8 dias.

Tabela 26: Resultados obtidos por Ramos *et al.* (2018) para o cenário 3A.

KPI	dia 1	dia 6	total
Lucro (€)	212,1	97,9	310
Distância (Km)	208	182,8	390,8
Peso (Kg)	4422,5	2954,9	7377,4
Contentores visitados	106	149	255
Contentores em transbordo	0	0	0
Contentores visitados em vazio	0	0	0
Rácio (Kg/Km)	21,3	16,2	18,9
Veículos utilizados	2	1	1,5
Tempo computacional (s)	14400	14400	28800
% Veículo utilizado	55,3	73,9	64,6

Apresenta-se na tabela 27 os valores do lucro e tempo computacional para a situação atual, cenário 2A, cenário 3A e para o método de solução desenvolvido na dissertação e a comparação entre os resultados obtidos através do método de solução desenvolvido e a situação atual, o cenário 2A e 3A (desenvolvidos por Ramos *et al.* (2018)), para a instância real de 226 contentores.

Tabela 27: Lucro e tempo computacional para a situação atual, cenário 2A, cenário 3A e método de solução, aplicado à instância real da Valorsul - 226 contentores e a comparação entre o método de solução desenvolvido e o cenário atual, cenário 2A e cenário 3A.

Caso de estudo: 226 contentores				
Cenários	Lucro	Temp. computacional (s)	Variação lucro com LNS (%)	Variação tempo computacional com LNS (%)
Situação atual	234,7		-6,6%	
Cenário 2A (Ramos <i>et al.</i> 2018)	268,7	43200	-18,1%	-90,3%
Cenário 3A (Ramos <i>et al.</i> 2018)	310,0	28800	-29,0%	-85,4%
LNS	220,1	4200		

Ao analisar a tabela 27, o lucro da melhor alternativa associado ao cenário 5B desenvolvido é sempre inferior aos cenários analisados. Contudo, face à situação atual, essa variação é reduzida (6,6%). Já em relação aos cenários 2A e 3A desenvolvidos por Ramos *et al.* (2018), essa variação é significativa. Contudo, o tempo computacional do cenário 5B é de 4200 segundos (1h10), enquanto que nos cenários apresentados é de 43200 segundos (12h) e 28800 (8h). A diferença de tempo computacional entre o método de solução desenvolvido e os cenários 2A e 3A justifica a diferença do lucro. Apesar do método de solução alcançar piores resultados que os existentes, é computacionalmente mais eficiente, visto que a obtenção de resultados é feita de forma mais rápida.

5.3 Conclusões do Capítulo

Na presente secção apresentam-se os principais resultados da aplicação do método de solução desenvolvido no âmbito da presente dissertação para resolver o IRP, aplicado ao contexto de recolha de resíduos. Pretende-se testar o método de solução desenvolvido com instâncias de teste, de modo a perceber se existiam erros de programação e se os resultados eram coerentes com os apresentados

por Morais *et al.* (2018). Das 10 instâncias de teste, apenas 3 apresentam uma variação de lucro entre os dois trabalhos superior a 10%, mas com um decréscimo de tempo computacional na ordem dos 100%. Como as instâncias de teste são compostas por poucos contentores, o grau de destruição não influenciou o lucro final, sendo que se pretendia perceber qual o real impacto do grau de destruição no lucro quando se testar o método de solução nas instâncias reais.

A aplicação do método de solução desenvolvido às instâncias reais permitiu concluir que o aumento do grau de destruição se traduz numa melhoria do lucro. Para a instância real da Valorsul composta apenas por uma rota de recolha, o lucro registado quando o grau de destruição é de 70% é 36% superior ao valor do lucro quando o grau de destruição é de 50%. Um grau de destruição superior aliado a uma instância de dados maior permite diversificar a pesquisa de soluções, pois existem mais possibilidades de formar rotas de recolha através da seleção de diferentes contentores em cada iteração da fase de destruição. Como esperado, uma maior destruição das soluções traduz-se num aumento do tempo computacional, sendo que para a rota 3 das instâncias reais a maior variação do tempo computacional foi de 63%.

Quando comparado com a situação atual e com os resultados de Morais *et al.* (2018), os resultados obtidos através do método de solução desenvolvido são 25% superiores à situação atual e 19% inferiores ao cenário 2 desenvolvido por Morais *et al.* (2018). Se em relação à situação atual é uma melhoria significativa, em relação ao trabalho de Morais *et al.* (2018) é uma diferença considerável de lucros. Contudo, a solução obtida através do método de solução é alcançada em 72% menos tempo computacional e este valor reflete o principal objetivo da presente dissertação: desenvolver um método de solução que, para o mesmo conjunto de dados, obtivesse soluções com lucros relativamente próximos dos trabalhos desenvolvidos mas num tempo computacional inferior.

Para a instância real composta por 226 contentores, os resultados obtidos através do método de solução desenvolvido revelam lucros inferiores à situação atual e aos resultados alcançados por Ramos *et al.* (2018). Contudo, a diferença do lucro entre a situação atual e os resultados obtidos é de apenas 6,6%, estando próximo da situação atual. Já em relação aos cenários apresentados por Ramos *et al.* (2018), a diferença de lucro é mais acentuada, chegando a 29%. Contudo, as soluções obtidas através do método de solução desenvolvido foram obtidas em menos tempo computacional, chegando essa diferença a 90%. Atendendo à diferença de lucro e à diferença de tempo computacional para a obtenção das soluções, justifica-se a adoção do método de solução desenvolvido. As diferenças entre os tempos computacionais das instâncias reais são reduzidas face à diferença da dimensão das instâncias (68 contentores para 226). A não existência da alternativa 1 para a instância real de 226 contentores explica essa diferença pois a alternativa 1 é aquela cujas iterações demoram mais tempo.

O impacto da metaheurística desenvolvida (fase 2) face aos resultados obtidos na fase 1, qualquer que seja a instância, é considerável. A sequência de visita dos contentores para as rotas de recolha na fase 1 é obtida através de um critério guloso, onde o próximo contentor a ser incluído na rota é o geograficamente mais próximo do atual. Para as instâncias de teste, a variação do lucro entre fases foi, em média, 10%, enquanto que para as instâncias reais a variação do lucro foi, em média, de 54%

e 38%, para uma rota de recolha e para 3 rotas de recolha, respetivamente. São valores que refletem o impacto positivo da destruição aleatória das rotas de recolha.

Em conclusão, os resultados obtidos através do método de solução desenvolvido, quer para as instâncias de teste quer para as instâncias reais, são positivos. Embora os lucros sejam inferiores à situação atual e aos resultados obtidos por *Morais et al. (2018)* e *Ramos et al. (2018)*, são obtidos em menos tempo computacional.

6. Conclusões e trabalhos futuros

Numa era onde a melhoria de processos é uma necessidade vital para a sobrevivência das empresas, as empresas responsáveis pela gestão de resíduos enfrentam desafios nos seus processos de recolha de resíduos, nomeadamente o excesso de quilómetros percorridos para recolher contentores cujo nível de enchimento é reduzida. Assim, o acesso a informação em tempo real sobre a taxa de enchimento dos contentores e a otimização das rotas de recolha com base nessa informação constitui uma ferramenta importante para resolver o problema mencionado.

A presente dissertação pretende dar continuidade ao trabalho realizado por Morais *et al.* (2018) e Ramos *et al.* (2018) no âmbito do contexto da recolha dos resíduos. Pretendia-se desenvolver um método de solução heurístico que resolvesse o SWCRP mas que abordasse o problema como um IRP de recolha. Para a resolução do IRP, optou-se por criar um método de solução composto por duas fases: a fase 1, constituída por uma heurística para a seleção dos contentores a recolher e dias de recolha e a fase 2, uma metaheurística LNS para o processo de otimização das rotas de recolha.

Após o desenvolvimento e implementação do método de solução, aplicou-se o mesmo ao conjunto de dados utilizados em trabalhos anteriores: instâncias de teste e o caso de estudo da Valorsul, que se divide em duas partes (68 e 226 contentores). Para as instâncias de teste, foram testados 6 cenários diferentes, com variação do grau de destruição e do raio de influência. O grau de destruição não influenciou os valores do lucro, sendo que era necessário aplicar o método de solução aos casos reais para verificar se existia uma tendência. Os valores do lucro foram inferiores aos obtidos por Morais *et al.* (2018) mas com uma discrepância média do lucro de 14%. Considera-se este valor aceitável visto que o tempo computacional é bastante inferior. Como os resultados eram coerentes com os de Morais *et al.* (2018), procedeu-se à aplicação do método de solução às instâncias reais da Valorsul: 68 contentores e 226 contentores.

A aplicação do método de solução desenvolvido à instância real de 68 contentores permitiu concluir que um aumento no grau de destruição se traduziu numa melhoria do lucro na ordem dos 36%. Um aumento do grau de destruição também se traduz num aumento do tempo computacional, sendo que para esta instância o maior valor registado foi de 63%. As alternativas mistas permitiram que o lucro combinado de diferentes alternativas fosse superior ao lucro de utilizar apenas uma alternativa. As alternativas mistas mostram que, por vezes, para o mesmo horizonte temporal, é mais lucrativo incluir contentores para recolha de forma diferente consoante o dia de recolha, ao invés de selecionar os contentores a recolher de igual forma. Quando comparado com a situação atual e com os resultados de Morais *et al.* (2018), os resultados obtidos através do método de solução desenvolvido são 25% superiores à situação atual e 19% inferiores ao cenário 2 desenvolvido por Morais *et al.* (2018). Embora a solução apresente lucro inferior à obtida por Morais *et al.* (2018), esta é alcançada em 72% menos tempo computacional e este valor reflete o principal objetivo da presente dissertação: desenvolver um método de solução que, para o mesmo conjunto de dados, obtivesse soluções com lucros relativamente próximos dos trabalhos desenvolvidos mas num tempo computacional inferior. No que diz respeito à instância real de 226 contentores, os resultados obtidos através do método de solução desenvolvido

são inferiores relativamente à situação atual e aos resultados alcançados por Ramos *et al.* (2018). Verifica-se que a diferença de lucros entre o método desenvolvido e os trabalhos efetuados aumentou com a dimensão da instância real dos dados. Se a diferença entre os resultados obtidos através do método de solução e a situação atual são reduzidos (6%), a diferença para o trabalho de Ramos *et al.* (2018) chega aos 29%. Contudo, as soluções são obtidas em muito menos tempo computacional, sendo que a diferença em termos absolutos pode chegar às 11 horas. Atendendo à diferença de lucro e à diferença de tempo computacional para a obtenção das soluções, justifica-se a adoção do método de solução desenvolvido.

No que diz respeito a trabalhos futuros, sugere-se que as alternativas consideradas na fase 1 possam ser revistas: apesar de terem sido concebidas para abranger uma variedade de possibilidades, desde a recolha de todos os contentores da instância, a recolher apenas os necessários para não entrar numa situação de transbordo, poderá haver cenários que não foram contemplados nas 5 alternativas desenvolvidas. Em relação à implementação da metaheurística, importa referir que a escrita do código pode ser otimizada, sendo que uma otimização pode levar a melhores resultados e a menores tempos computacionais. Sugere-se que o método de solução seja testado numa *work station* pois os resultados apresentados na dissertação foram obtidos através de testes efetuados num computador pessoal. Se o método for testado num computador próprio para o efeito, é provável que o tempo computacional diminua. Seria interessante testar o método de solução desenvolvido mas utilizar a metaheurística ALNS ao invés da LNS. A ALNS utiliza diversos métodos de destruição e reparação o que irá diversificar as soluções em termos de sequência de recolha, levando a valores de lucro diferentes.

Por último, espera-se que o trabalho realizado nesta dissertação mostre uma nova abordagem ao IRP aplicado ao contexto da recolha dos resíduos que, apesar de apresentar lucros inferiores, resolve o problema em menos tempo computacional. Como referido, existem melhorias que podem ser efetuadas ao método de solução desenvolvido, deste utilizar outra metaheurística amplamente falada na literatura (ALNS) ou considerar outra abordagem para a questão das alternativas. Contudo, o método de solução desenvolvido é um ponto de partida sólido para ser melhorado em trabalhos futuros.

Bibliografia

- Agência Portuguesa do Ambiente (2017) *Relatório de Avaliação - PERSU 2020*. Amadora.
- Ahuja, R. K., Ergun, Ö., Orlin, J. B. and Punnen, A. P. (2002) 'A survey of very large-scale neighborhood search techniques', *Discrete Applied Mathematics*, 123(1–3), pp. 75–102. doi: 10.1016/S0166-218X(01)00338-9.
- Aksen, D., Kaya, O., Sibel Salman, F. and Tüncel, Ö. (2014) 'An adaptive large neighborhood search algorithm for a selective and periodic inventory routing problem', *European Journal of Operational Research*. Elsevier B.V., 239(2), pp. 413–426. doi: 10.1016/j.ejor.2014.05.043.
- Ministério do Ambiente e Ordenamento do Território, M. (2011) 'Decreto-Lei nº 73/2011 de 17 de Junho', *Diário da República*, pp. 1–50.
- Van Anholt, R. G., Coelho, L. C., Laporte, G. and Vis, I. F. A. (2016) 'An Inventory-Routing Problem with Pickups and Deliveries Arising in the Replenishment of Automated Teller Machines', *Transportation Science*, 50(3), pp. 1–15. doi: 10.1287/trsc.2015.0637.
- Archetti, C., Bertazzi, L., Laporte, G. and Speranza, M. G. (2007) 'A Branch-and-Cut Algorithm for a Vendor-Managed Inventory-Routing Problem', *Transportation Science*, 41(3), pp. 382–391. doi: 10.1287/trsc.1060.0188.
- Bianchi, L. (2000) 'Notes on Dynamic Vehicle Routing- The State of the Art', *Technical Report IDSIA - 05-01*. Available at: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=870478>.
- Boussaïd, I., Lepagnot, J. and Siarry, P. (2013) 'A survey on optimization metaheuristics', *Information Sciences*, 237, pp. 82–117. doi: 10.1016/j.ins.2013.02.041.
- Cheng, C., Qi, M., Wang, X. and Zhang, Y. (2016) 'Multi-period inventory routing problem under carbon emission regulations', *International Journal of Production Economics*. Elsevier, 182, pp. 263–275. doi: 10.1016/j.ijpe.2016.09.001.
- Coelho, L. C., Cordeau, J.-F. and Laporte, G. (2014) 'Thirty Years of Inventory Routing', *Transportation Science*, 48(1), pp. 1–19. doi: 10.1287/trsc.2013.0472.
- Cruz, M. (2005) *A caracterização de resíduos sólidos no âmbito da sua gestão integrada- Tese de mestrado em Ciências do Ambiente, ramo de Qualidade Ambiental na Universidade do Minho*. Universidade do Minho.
- Deng, S., Li, Y., Guo, H. and Liu, B. (2016) 'Solving a Closed-Loop Location-Inventory-Routing Problem with Mixed Quality Defects Returns in E-Commerce by Hybrid Ant Colony Optimization Algorithm', *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2016, pp. 1–12. doi: 10.1155/2016/6467812.
- Dong, Z. and Turnquist, M. A. (2015) 'Combining service frequency and vehicle routing for managing supplier shipments', *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*. Elsevier Ltd,

79, pp. 231–243. doi: 10.1016/j.tre.2015.05.002.

EGF (2018a) *EMPRESAS | EGF*. Disponível em: <http://www.egf.pt/pt/egf/empresas/> (Visita: 27 Junho 2018).

EGF (2018b) *Perfil EGF*. Disponível em: <http://www.egf.pt/pt/egf/perfil/> (Visita: 27 Junho 2018).

Elbek, M. and Wøhlk, S. (2016) 'A variable neighborhood search for the multi-period collection of recyclable materials', *European Journal of Operational Research*, 249(2), pp. 540–550. doi: 10.1016/j.ejor.2015.08.035.

Glover, F. (2003) *Handbook of Metaheuristics*. 1st Edition. Edited by F. Glover and G. Kochenberger. Springer US. doi: 10.1007/b101874.

Graça, V. (2015) *Plano de Gestão de Resíduos sólidos urbanos - Uma Proposta para a Cidade de Porto Novo, Ilha de Santo Antão, Cabo Verde. Dissertação para obtenção do grau de Mestre em Engenharia do Ambiente*. Instituto Superior de Agronomia- Universidade de Lisboa.

Guerreiro, A. (2003) 'Construção de uma Metaheurística de Optimização de Rotas de Veículos Aplicação na Indústria de Distribuição Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em Engenharia e Gestão Industrial'. Disponível em: https://fenix.tecnico.ulisboa.pt/downloadFile/395139478936/Dissertação_André_Guerreiro_53316.pdf.

Henderson, D., Jacobson, S. and Johnson, A. (2003) 'The theory and Practice of Simulated Annealing', in *Handbook of Metaheuristics*. 1st Edition. Springer US, pp. 287–319.

Hiassat, A., Diabat, A. and Rahwan, I. (2017) 'A genetic algorithm approach for location-inventory-routing problem with perishable products', *Journal of Manufacturing Systems*. The Society of Manufacturing Engineers, 42, pp. 93–103. doi: 10.1016/j.jmsy.2016.10.004.

Iassinovskaia, G., Limbourg, S. and Riane, F. (2017) 'The inventory-routing problem of returnable transport items with time windows and simultaneous pickup and delivery in closed-loop supply chains', *International Journal of Production Economics*. Elsevier, 183, pp. 570–582. doi: 10.1016/j.ijpe.2016.06.024.

Kirkpatrick, S., Gelatt, C. and Vecchi, M. (1983) 'Optimization by Simulated Annealing', *Science, New Series*, 220(4598), pp. 671–680. doi: 10.1126/science.220.4598.671.

Laporte, G. (2009) 'Fifty Years of Vehicle Routing', *Transportation Science*, 43(4), pp. 408–416. doi: 10.1287/trsc.1090.0301.

Li, Y., Guo, H., Wang, L. and Fu, J. (2013) 'A hybrid genetic-simulated annealing algorithm for the location-inventory-routing problem considering returns under E-supply chain environment', *The Scientific World Journal*, 2013. doi: 10.1155/2013/125893.

Liu, B., Chen, H., Li, Y. and Liu, X. (2015) 'A pseudo-parallel genetic algorithm integrating simulated annealing for stochastic location-inventory-routing problem with consideration of returns in e-

commerce', *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2015. doi: 10.1155/2015/586581.

Luke, S. (2013) *Essentials of Metaheuristics*. 2nd Edition. Lulu. doi: 10.1007/s10710-011-9139-0.

Lutz, R. (2014) *Adaptive Large Neighborhood Search, A heuristic for the Rich Pickup and Delivery Problem with Time Windows*. Ulm university.

Mes, M., Schutten, M. and Rivera, A. P. (2014) 'Inventory routing for dynamic waste collection', *Waste Management*. Elsevier Ltd, 34(9), pp. 1564–1576. doi: 10.1016/j.wasman.2014.05.011.

Mjirda, A., Jarboui, B., MacEdo, R., Hanafi, S. and Mladenović, N. (2014) 'A two phase variable neighborhood search for the multi-product inventory routing problem', *Computers and Operations Research*, 52, pp. 291–299. doi: 10.1016/j.cor.2013.06.006.

Mladenović, N. and Hansen, P. (1997) 'Variable neighborhood search', *Computers & Operations Research*, 24(11), pp. 1097–1100. doi: 10.1016/S0305-0548(97)00031-2.

Morais, C., Ramos, T. and Barbosa-Póvoa, A. (2018) 'Dynamic approaches to solve the Smart Waste Collection Routing Problem', in Alves, M. J., Almeida, J., Oliveira, J. F., and Pinto, A. A. *Operational Research – Springer Proceedings in Mathematics & Statistics*. Springer. doi: 10.1007/978-3-030-10731-4.

Nolz, P., Absi, N. and Feillet, D. (2012) 'A Stochastic Inventory Routing Problem for Infectious Medical Waste Collection', *Networks*, 63(1), pp. 82–95. doi: 10.1002/net.

Nunes, B. (2017) *Evolução e Situação atual dos RSU em Portugal: Estudo de caso: comparação dos sistemas de RSU em Sintra e Münster. Dissertação de Mestrado em Gestão do Território - Área de Especialização em Ambiente e Recursos Naturais*. FCSH-UNL.

Pisinger, D. and Ropke, S. (2007) 'A general heuristic for vehicle routing problems', *Computers and Operations Research*, 34(8), pp. 2403–2435. doi: 10.1016/j.cor.2005.09.012.

Pisinger, D. and Ropke, S. (2010) 'Large Neighborhood Search', in *Handbook of Metaheuristics by M.Gendreau*. 2nd Edition. Springer US, pp. 399–420. doi: 10.1007/978-1-4419-1665-5_13.

Ramos, T., Morais, C. and Barbosa-Póvoa, P. (2018) 'The smart waste collection routing problem: Alternative operational management approaches', *Expert Systems With Applications*, 103, pp. 146–158. doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.03.001>.

Ropke, S. and Pisinger, D. (2006) 'An Adaptive Large Neighborhood Search Heuristic for the Pickup and Delivery Problem with Time Windows', *Transportation Science*, 40(4), pp. 455–472. doi: 10.1287/trsc.1050.0135.

Shaw, P. (1998) *Using Constraint Programming and Local Search Methods to Solve Vehicle Routing Problems, Principles and Practice of Constraint Programming - CP98. CP 1998. Lecture Notes in Computers Science*. Edited by G. Goos, J. Hartmanis, and J. Van Leeuwen. Springer. doi: 10.1007/3-540-49481-2_30.

Silva, G. and Prates, R. (2014) 'Otimização da Escala Mensal de Motoristas de Ônibus Urbano Utilizando a Heurística Variable Neighborhood Search', *Revista Transportes*, 22(1), pp. 31–43. doi: 10.4237/transportes.v22i1.698.

Silva, R. (2016) *The multi compartment vehicle routing problem in the collection of recyclable municipal solid waste*. ISCTE-UTL.

SPV (2017) *Relatório de atividades 2017*.

SPV (2018a) *Sociedade Ponto Verde*. Disponível em: https://www.pontoverde.pt/como_funciona.php (Visita: 1 Junho 2018).

SPV (2018b) *Sociedade Ponto Verde*. Disponível em: https://www.pontoverde.pt/noticias_detalhe.php?id=364&pagina=1 (Visita: 25 Maio 2018).

Talbi, E.-G. (2009) *Metaheuristic: from design to implementation*. 1st Edition. John Wiley & Sons.

Valorsul (2018a) *A Valorsul | Valorsul*. Disponível em: <http://www.valorsul.pt/pt/seccao/a-valorsul/> (Visita: 2 Julho 2018).

Valorsul (2018b) *Recolha Resíduos Valorsul*. Disponível em: <http://www.valorsul.pt/pt/seccao/clientes/a-recolha-de-residuos/> (Visita: 2 Julho 2018).

Valorsul (2018c) *Valorsul, 2018*. Disponível em: <http://www.valorsul.pt/> (Visita: 29 Junho 2018).

Waller, M., Johnson, M. E. and Davis, T. (1999) 'Vendor-managed inventory in the retail supply chain', *Journal of Business Logistics*, (20), pp. 183–204.

Zhan, S., Lin, J., Zhang, Z. and Zhong, Y. (2016) 'List-Based Simulated Annealing Algorithm for Traveling Salesman Problem', *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2016, pp. 1–12. doi: 10.1155/2016/1712630.

Zhang, C., Nemhauser, G., Sokol, J., Cheon, M. S. and Keha, A. (2018) 'Flexible solutions to maritime inventory routing problems with delivery time windows', *Computers and Operations Research*, 89, pp. 153–162. doi: 10.1016/j.cor.2017.08.011.

Anexos

Anexo 1:



Figura 39: Mapa dos SGRUs a operar em Portugal Continental (INE, 2014)

Anexo 2:

Tabela 28: Dados da operação da Valorsul em Portugal.

Valorsul (Valorização e tratamento de resíduos sólidos das regiões de Lisboa e do Oeste)	
População média abrangida (hab)	1 594 642
Área Geográfica (km ²)	3391
Estações de transferência	6
Estações de tratamento mecânico/biológico	1
Incineradoras	1
Aterros Sanitários	2
Contentores Verdes	6488
Contentores azuis	5864
Contentores amarelos	5749
Ecopontos	5693
Ecocentros	10
Estações de triagem	2
Receção anual de resíduos (toneladas/ano)	910 mil
Tamanho da Frota de recolha	14
Municípios	Alcobaça; Alenquer; Amadora; Arruda dos Vinhos; Azambuja; Bombarral; Cadaval; Caldas da Rainha; Lisboa; Loures; Lourinhã; Nazaré; Óbidos; Odivelas; Peniche; Rio Maior; Sobral de Monte Agraço Torres Vedras; Vila Franca de Xira

Anexo 3:

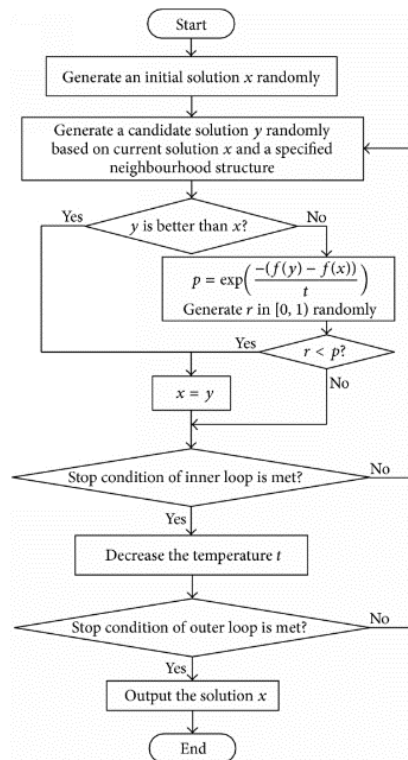


Figura 40: Fluxograma do SA (Zhan et al., 2016).

Anexo 4:

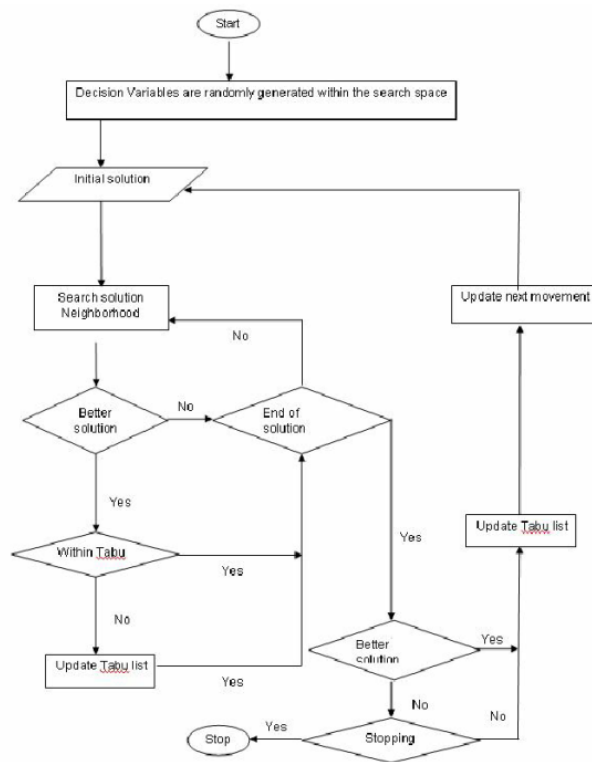


Figura 41: Fluxograma do TS (Roy, 2012).

Anexo 5:

Tabela 29: Dados de desempenho do cenário 3A, para o caso de estudo referente a uma rota de recolha.

Cenário 3A	Lucro fase 2	Distância total	Kg total da rota	Rácio (kg/km)	Dias de recolha
Alternativa 1	80,98	290,54	3433,83	11,82	1,7
Alternativa 2	-11,50	305,08	2768,71	9,08	1,2,7,10
Alternativa 3	36,16	389,56	3536,51	9,08	1,2,3,7,10
Alternativa 4	83,59	240,85	2917,58	12,11	1,7
Alternativa 5	-1,86	318,0	2788,9	8,77	1,2,7
Média	37,47	308,81	3089,10	10,17	

Tabela 30: Dados de desempenho do cenário 3B, para o caso de estudo referente a uma rota de recolha.

Cenário 3B	Lucro fase 2	Distância total	Kg total da rota	Rácio (kg/km)	Dias de recolha
Alternativa 1	95,02	259,44	3433,83	13,24	1,7
Alternativa 2	-15,37	320,85	2741,98	8,55	1,2,7,10
Alternativa 3	57,694	391,83	3752,55	9,58	1,2,3,7,10
Alternativa 4	99,53	251,35	2917,58	11,61	1,7
Alternativa 5	21,27	313,8	2891,6	9,21	1,4,7
Média	51,63	307,46	3147,51	10,44	

Tabela 31: Dados de desempenho do cenário 3C, para o caso de estudo referente a uma rota de recolha.

Cenário 3C	Lucro fase 2	Distância total	Kg total da rota	Rácio (kg/km)	Dias de recolha
Alternativa 1	87,33	257,83	3433,83	13,32	1,7
Alternativa 2	-15,24	313,82	2768,71	8,82	1,2,7,10
Alternativa 3	79,37	353,02	3699,48	10,48	1,3,7,10
Alternativa 4	99,43	179,65	2917,58	16,24	1,7
Alternativa 5	-1,35	309,6	2679,4	8,66	1,2,7
Média	49,91	282,78	3099,81	11,50	

Tabela 32: Dados de desempenho do cenário 4A, para o caso de estudo referente a uma rota de recolha.

Cenário 4A	Lucro fase 2	Distância total	Kg total da rota	Rácio (kg/km)	Dias de recolha
Alternativa 1	114,07	272,86	3433,8	12,58	1,7
Alternativa 2	-2,06	317,1	2768,71	8,73	1,2,7,10
Alternativa 3	40,41	403,9	3536,51	8,76	1,2,3,7,10
Alternativa 4	102,14	252,77	2917,58	11,54	1,7
Alternativa 5	7,95	325,1	2718,7	8,36	1,2,7
Média	52,50	314,34	3075,05	10,00	

Tabela 33: Dados de desempenho do cenário 4B, para o caso de estudo referente a uma rota de recolha.

Cenário 4B	Lucro fase 2	Distância total	Kg total da rota	Rácio (kg/km)	Dias de recolha
Alternativa 1	115,3	254,09	3433,8	13,51	1,7
Alternativa 2	-5,93	293,6	2768,71	9,43	1,2,7,10
Alternativa 3	61,24	349,33	3652,08	10,45	1,2,3,7,10
Alternativa 4	100,35	240,57	2917,58	12,13	1,7
Alternativa 5	8,76	321,9	2766,7	8,59	1,3,7
Média	55,94	291,90	3107,77	10,82	

Tabela 34: Dados de desempenho do cenário 4C, para o caso de estudo referente a uma rota de recolha.

Cenário 4C	Lucro fase 2	Distância total	Kg total da rota	Rácio (kg/km)	Dias de recolha
Alternativa 1	113,02	271,03	3433,83	12,67	1
Alternativa 2	-2,55	283,33	2768,71	9,77	1,2
Alternativa 3	83,99	378,56	3699,48	9,77	1,3
Alternativa 4	100,82	217,43	2917,58	13,42	1
Alternativa 5	0,08	318,4	2748,1	8,63	1,2
Média	59,07	293,76	3113,55	10,85	

Anexo 6:

Tabela 35: Dados de desempenho do cenário 5A, para o caso de estudo referente a 3 rotas de recolha.

Cenário 5A	Lucro fase 2	Distância total	Kg total da rota	Rácio (kg/km)	Dias de recolha
Alternativa 1					
Alternativa 2	-111,26	312,13	1599,81	5,13	1,2,5,6
Alternativa 3	115,29	287,45	4282,28	14,90	1,5,6,7
Alternativa 4	217,32	537,56	6781,75	12,62	1,5
Alternativa 5	-378,67	1506,95	8890,06	5,90	1,3,5,6
Média	-39,33	661,02	5388,48	9,63	

Tabela 36: Dados de desempenho do cenário 5B, para o caso de estudo referente a 3 rotas de recolha.

Cenário 5B	Lucro fase 2	Distância total	Kg total da rota	Rácio (kg/km)	Dias de recolha
Alternativa 1					
Alternativa 2	-111,26	270,07	1599,81	5,92	1,2,5,6
Alternativa 3	114,35	291,5	4282,28	14,69	1,5,6,7
Alternativa 4	220,12	573,49	6781,75	11,83	1,5
Alternativa 5	-251,95	1126	7301,53	6,48	1,2,5
Média	-7,19	565,27	4991,34	9,73	