

BRUNO HERRERO PETTI

**HEURÍSTICAS SIMPLES E EFICIENTES PARA
ROTEAMENTO DE COLETA EM ARMAZÉNS:
APLICAÇÃO AO CASO DE SUPERMERCADOS
OPÉRANDO COM VENDAS ONLINE**

São Paulo
2021

BRUNO HERRERO PETTI

**HEURÍSTICAS SIMPLES E EFICIENTES PARA
ROTEAMENTO DE COLETA EM ARMAZÉNS:
APLICAÇÃO AO CASO DE SUPERMERCADOS
OPÉRANDO COM VENDAS ONLINE**

Trabalho apresentado à Escola Politécnica
da Universidade de São Paulo para obtenção
do Título de Engenheiro de Produção.

São Paulo
2021

BRUNO HERRERO PETTI

**HEURÍSTICAS SIMPLES E EFICIENTES PARA
ROTEAMENTO DE COLETA EM ARMAZÉNS:
APLICAÇÃO AO CASO DE SUPERMERCADOS
OPÉRANDO COM VENDAS ONLINE**

Trabalho apresentado à Escola Politécnica
da Universidade de São Paulo para obtenção
do Título de Engenheiro de Produção.

Orientador:

Prof. Dr. Leonardo Junqueira

São Paulo
2021

Aos meus amigos e família

AGRADECIMENTOS

Antes da apresentação deste trabalho, gostaria de agradecer a todos que contribuíram direta ou indiretamente para o desenvolvimento deste, me apoiando e incentivando ao longo deste período.

Primeiramente, agradeço em especial ao meu orientador, Prof. Dr. Leonardo Junqueira, por me instruir e me ajudar durante a elaboração deste trabalho com empenho e dedicação, sendo fundamental na ampliação de meus conhecimentos e na gestão do avanço do trabalho, permitindo assim que as dificuldades esperadas na elaboração de um trabalho acadêmico fossem superadas rapidamente.

Gostaria também de agradecer à minha família e amigos, que sempre me apoiaram e valorizaram meus esforços ao longo de todo o desenvolvimento do trabalho, permitindo a superação de todas as dificuldades apresentadas.

Por fim, gostaria de agradecer a todos os professores que, ao longo de minha formação, contribuíram de alguma forma para meu crescimento profissional, pessoal e acadêmico, me incentivando a sempre buscar novos conhecimentos e me desenvolver em diversos aspectos.

Assim, expresso meus sentimentos de agradecimento.

*“Be ashamed to die until you have won
some victory for humanity”*

-- Horace Mann

RESUMO

O Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos é uma das atividades mais importantes e representativas nos custos para empresas de todos os setores da economia, sendo a área de Armazenagem responsável por uma fração significativa destes custos. Dentro da operação de um armazém existem diversas atividades e decisões de níveis tático e operacional que regem o modo como este funciona, afetando diretamente os custos atrelados à operação. A atividade identificada pela literatura como a mais custosa e que requer maior intensidade de mão-de-obra é a Coleta de Pedidos, que envolve as etapas preliminares de agrupamento de pedidos e roteamento de coleta, além da coleta dos pedidos propriamente dita. Além disso, esta atividade é afetada por outras características do armazém, como seu *layout* e a forma como os produtos são distribuídos neste, definida pela política de alocação de SKUs. Devido ao alto custo relacionado a esta atividade e sua importância na operação das empresas, diversos métodos e estratégias de otimizá-la têm sido desenvolvidos, atuando nas diferentes etapas desta. Neste trabalho é analisado o desempenho, de forma conjunta, de estratégias e métodos heurísticos, com foco em três frentes: Política de Alocação de SKUs, Agrupamento de Pedidos e Roteamento de Coleta. A análise comparativa tem como objetivo resolver o problema de roteamento de coleta e é conduzida em cenários realistas gerados a partir de parâmetros de mercado e que buscam retratar diferentes características de armazéns. Adicionalmente, e de forma a abordar este problema em outro contexto prático relacionado, esta análise também é aplicada, de forma adaptada, à coleta de pedidos realizados de maneira *online* em dois supermercados, serviço este que teve grande aumento de demanda em virtude da pandemia de COVID-19. O aumento repentino da utilização do canal de compras *online* em supermercados, causado pelas medidas de restrição de circulação impostas à população, expôs a ineficiência com a qual a atividade de coleta de pedidos, antes pouco relevante, era realizada em supermercados. Embora a coleta de itens em um armazém e a coleta de pedidos em um supermercado aparentem ser atividades bastante diferentes, existem diversas semelhanças que permitem a utilização dos métodos originalmente propostos para a primeira na segunda. Tratando de ambas as frentes de estudo do presente trabalho, alguns métodos heurísticos considerados relevantes foram selecionados da literatura, além da proposição de um novo método de Roteamento de Coleta, e estes foram implementados computacionalmente para a realização dos experimentos e análise dos resultados. As análises permitiram que fosse identificado um método heurístico considerado simples e eficiente, devido a seu desempenho mais do que satisfatório e sua facilidade de formulação e implementação, podendo assim ser utilizado para obter melhorias operacionais tanto no contexto de um armazém, como em no contexto de um supermercado. Além disso, a análise conjunta de métodos destinados às atividades de Alocação de SKUs, Agrupamento de Pedidos e Roteamento de Coleta permitiram um maior entendimento sobre a integração destas atividades e o desenvolvimento de uma ferramenta recomendativa voltada ao aumento da eficiência operacional na coleta de pedidos em armazéns.

Palavras-Chave – Armazenagem, Roteamento de Coleta, Agrupamento de Pedidos, Pesquisa Operacional, Heurísticas.

ABSTRACT

Supply Chain Management is one of the most important activities and is tightly related to any companies cost structure, being Warehousing responsible for a significant fraction of those costs. Within the operation of a warehouse many activities and decisions take place, both on tactical and operational level, that control the way the facility works, directly affecting the operations costs. The Order Picking activity has been identified as the most expensive and labour-intensive one in Warehousing, comprising the preliminar phases of Order Batching and Picker Routing, followed by the picking itself. Furthermore, this activity is affected by other warehouse characteristics, such as the warehouse layout and the way itens are distributed within the aisles, known as Storage Policy. Due to the high costs related to it and its importance to companies, several methods and strategies were developed to optimise the Order Picking activiy, acting in all of its phases. This study analyses the joint performance of some of the most commom strategies and methods, focusing on 3 main aspects: Storage Policy, Order Batching and Picker Routing. The comparative analysis aims at solving the Picking Routing Problem and is conducted on several reality-based scenarios, created considering market parameters and that seek to portrait different warehouse settings. Additionally, in order to contemplate a real world case, the analysis is also applied, in an adapted form, to the picking process for online grocery shopping in two supermarkets, a service that saw great increase in demand due to the COVID-19 pandemic and lockdown restrictions. The rapid increase of online grocery shopping channels, caused by the restricted circulation imposed, exposed the inefficiency of this, previously not so popular, activity. Although both warehouse and supermarket picking processes seem to be very different, there are various similarities tha allow the “translation” from one to the other, such as the aisles layout, the product allocation based on a determined rule and ultimately the need for operational efficiency. Considering both analysis presented in this study, relevant heuristic methods were selected from the literature, together with a proposed new Picker Routing method, and were coded to used on a series of experiments. The analysis of the results identified a heuristic method considered simple and efficient, due to its really good results and its simple formulation and implementation, allowing it to obtain operational gains both on warehouses and supermarkets. Furthermore, the joint analysis of Storage Policy strategies, Order Batching methods and Picker Routing methods allowed for a greater understanding of the integration between these 3 activities and the development of a tool aimed to increase operational efficiency for warehouse order picking.

Keywords – Warehousing, Picker Routing, Order Batching, Operations Research, Heuristics.

LISTA DE FIGURAS

1	Custos de Cadeias de Suprimentos como porcentagem das receitas	15
2	Utilização de serviços de compras pela internet	16
3	Funções e fluxos em um armazém	21
4	Modelo geral da estrutura de um armazém	23
5	Ilustração de Blocos, Posições-paleta e Colunas em um armazém	25
6	Guindaste (a) e Carrossel Horizontal (b)	26
7	Ilustração dos dois modos mais comuns de Alocação por Classes	29
8	Cenário fictício de itens pertencentes a diferentes pedidos	32
9	Passo-a-passo do agrupamento de pedidos pelo método FCFS	33
10	Fluxograma de um algoritmo semente genérico	34
11	Passo-a-passo do agrupamento de pedidos utilizando o <i>Savings Algorithm</i> .	39
12	Percentual de tempo gasto em cada atividade de um coletor de pedidos . .	40
13	Grafo ilustrativo de um <i>Steiner TSP</i>	45
14	Ilustração de um STSP no contexto de um armazém	46
15	Representação de rota realizada seguindo o método <i>Traversal</i>	47
16	Pseudocódigo do algoritmo <i>Traversal</i>	48
17	Representação de rota realizada seguindo o método <i>Return</i>	49
18	Pseudocódigo do algoritmo <i>Return</i>	49
19	Representação de rota realizada seguindo o método <i>Midpoint</i>	51
20	Pseudocódigo do algoritmo <i>Midpoint</i>	52
21	Representação de rota realizada seguindo o método <i>Largest Gap</i>	54
22	Pseudocódigo do algoritmo <i>Largest Gap</i>	55
23	Representação de rota realizada seguindo o método <i>Composite</i>	58

24	Representação de rota realizada seguindo o método <i>Composite*</i>	60
25	Pseudocódigo do algoritmo <i>Composite*</i>	61
26	Exemplo de rota de coleta e um armazém com mais de um bloco	62
27	Relação entre características de um Armazém e Atividades de Armazenagem	65
28	Gráficos de Efeitos Principais	76
29	Gráficos Fatoriais - Número de Corredores	79
30	Gráficos Fatoriais - Comprimento dos Corredores	80
31	Gráficos Fatoriais - Tamanho Médio dos Pedidos	81
32	Gráficos Fatoriais - Variabilidade do Número de Itens	82
33	Gráficos Fatoriais - Corredores de Cruzamento	83
34	Gráficos Fatoriais - Capacidade de Coleta	84
35	Gráfico de distribuição de pedidos por número de produtos	88
36	Mapeamento do Supermercado A	90
37	Mapeamento do Supermercado B	90
38	Perfis de Desempenho - Supermercado A	93
39	Perfis de Desempenho - Supermercado B	94
40	Média do Número de Passos por Classe de Pedidos - Supermercado A . . .	95
41	Média do Número de Passos por Classe de Pedidos - Supermercado B . . .	98
42	Intervalos de Confiança - Passos por Produto - Supermercado A	102
43	Intervalos de Confiança - Passos por Produto - Supermercado B	103
44	Análise de Interação de Fatores - Método de Roteamento x Supermercado .	104

LISTA DE TABELAS

1	Fatores e Níveis - Geração de Cenários	71
2	Fatores e Níveis - Operação de Armazéns	72
2	Fatores e Níveis - Operação de Armazéns	73
3	Tabela ANOVA - Efeitos Principais e Interações	78
4	Avaliação da Média de Passos por Pedido e Gap para Solução Ótima . . .	92
5	Número de Resultados Iguais à Solução Ótima	92
6	Desempenho dos Métodos por Classe de Pedidos - Supermercado A	97
7	Classes de Pedidos com Desempenhos Diferentes - Supermercado A	97
8	Desempenho dos Métodos por Classe de Pedidos - Supermercado B	99
9	Classes de Pedidos com Desempenhos Diferentes - Supermercado B	100
10	Média e Desvio Padrão do Número de Passos por Produto	101

LISTA DE SIGLAS

GCS	Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos
SKU	<i>Stock Keeping Unit</i>
AS/RS	<i>Automated Storage and Retrieval System</i>
FCFS	<i>First Come, First-Served</i>
SAPS	Seleção Aleatória de Pedido Semente
MNLC	Maior Número de Locais de Coleta
MNCC	Maior Número de Corredores de Coleta
MACC	Maior Amplitude de Corredores de Coleta
MSPCC	Maior Soma Ponderada de Corredores de Coleta
SAPA	Seleção Aleatória de Pedido Acompanhante
MNII	Maior Número de Itens Idênticos
MNCA	Menor Número de Corredores Adicionais
RPS	Regra do Pedido Semente
RPC	Regra do Pedido Candidato
RCG	Regra do Centro de Gravidade
TSP	<i>Travelling Salesman Problem</i>
STSP	<i>Steiner Travelling Salesman Problem</i>

SUMÁRIO

1	Introdução	14
1.1	Temática	14
1.2	Objetivos	17
1.3	Motivações	18
1.4	Estrutura do Trabalho	18
2	Revisão de Literatura	20
2.1	Armazenagem	20
2.2	<i>Design</i> de Armazéns	22
2.3	Operação do Armazém	27
2.4	Política de Alocação de SKUs	27
2.4.1	Alocação Aleatória	28
2.4.2	Alocação por Classes	28
2.4.3	Alocação por Família de Produtos	30
2.5	Agrupamento de Pedidos	30
2.5.1	Métodos Simples	32
2.5.2	<i>Seed Algorithms</i>	33
2.5.3	<i>Savings Algorithm</i>	38
2.6	Roteamento de Coleta	40
2.6.1	<i>Traversal</i> ou <i>S-Shape</i>	47
2.6.2	<i>Return</i>	48
2.6.3	<i>Midpoint</i>	50
2.6.4	<i>Largest Gap</i>	52
2.6.5	<i>Composite</i> ou Combinado	55

2.6.6	<i>Composite*</i> ou Combinado*	59
2.6.7	Adaptações a Armazéns com Mais de um Bloco	61
3	Descrição do Problema	64
3.1	Apresentação do Problema	64
3.2	Definição do Problema	66
4	Aplicação a Diferentes Configurações de Armazéns	68
4.1	Planejamento dos Experimentos	68
4.1.1	Geração dos Cenários	69
4.1.2	Métodos Utilizados	72
4.2	Análise e Discussão dos Resultados	74
4.2.1	Análise dos Cenários e Recomendações	75
4.2.2	Análise de Interações Gerais	78
4.3	Principais <i>Insights</i> e Recomendações Práticas	84
5	Aplicação a Casos Reais de Roteamento de Coleta em Supermercados	86
5.1	Coleta de Dados	86
5.2	Mapeamento dos Supermercados	88
5.3	Análise e Discussão dos Resultados	91
5.3.1	Análise Geral	91
5.3.2	Análise por Classe de Pedidos	95
5.3.3	Análise do Número de Passos por Produto	100
5.4	Principais <i>Insights</i> e Recomendações Práticas	104
6	Conclusões e Perspectivas Futuras	106
6.1	Síntese do Trabalho	106
6.2	Limitações e Desdobramentos	108
6.3	Considerações Finais	108

Referências	110
Apêndice A	115
Apêndice B	124

1 INTRODUÇÃO

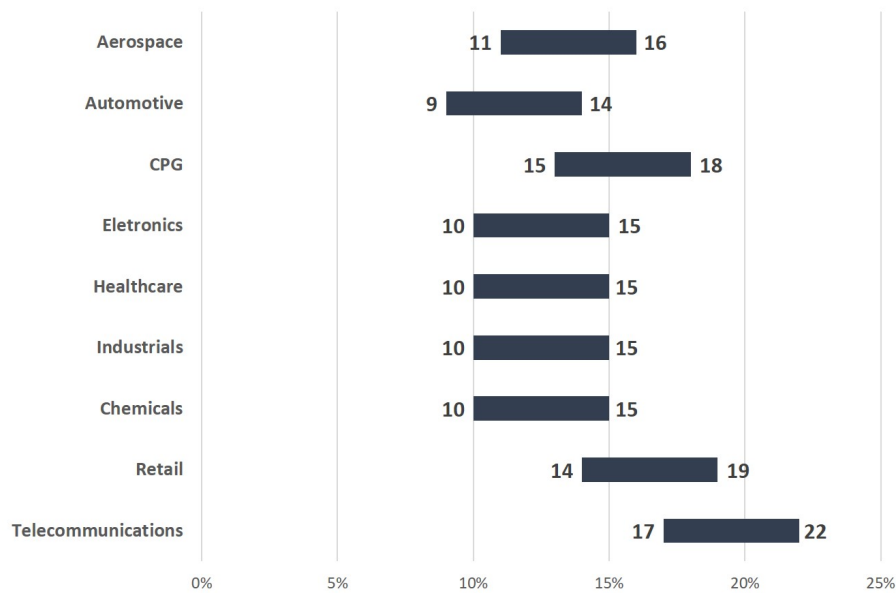
Neste capítulo serão discutidos brevemente a temática geral na qual o trabalho se insere, assim como a motivação para seu desenvolvimento e os principais objetivos deste. Além disso, este capítulo apresentará a estruturação básica do trabalho.

1.1 Temática

O gerenciamento de uma cadeia de suprimentos, ou uma cadeia logística, como pode ser também chamada, é um conceito bastante amplo, sendo definido de diferentes formas por diversos autores. Handfield e Nichols Jr (1999) apud Ballou (2004) definem cadeia de suprimentos como a área que abrange todas as atividades relacionadas com o fluxo e transformação de mercadorias desde o estágio da matéria-prima (extração) até o usuário final, bem como os respectivos fluxos de informação. O Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos (GCS) é a integração dessas atividades, mediante aperfeiçoamentos entre as partes da cadeia, com o objetivo de conquistar uma vantagem competitiva sustentável. Já Mentzer et al. (2001) definem o GCS como “[...] a coordenação estratégica sistemática das tradicionais funções de negócios e das táticas ao longo dessas funções no âmbito de uma determinada empresa e através dos negócios no contexto da cadeia de suprimentos, com o objetivo de aperfeiçoar o desempenho a longo prazo das empresas isoladamente e da cadeia como um todo”.

Entre definições mais específicas e mais complexas, um fator está sempre presente, que é a estreita correlação entre a cadeia de suprimentos e os negócios de uma empresa, principalmente relacionadas à obtenção de vantagens competitivas, demonstrando a importância do Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos para a estratégia e gestão empresarial. Esta relevância pode ser observada em um estudo de Lierow et al. (2017) realizado pela consultoria americana Olyver Wyman, no qual compilou informações do American Productivity & Quality Center (APQC) acerca dos custos da Cadeia de Suprimentos em diversos setores da economia. Os resultados, ilustrados na Figura 1 a seguir, demonstram que os custos de uma cadeia de suprimentos podem variar de 10% a 20% da receita de uma empresa, dependendo do setor de atuação, representando uma parcela significativa desta.

Figura 1: Custos de Cadeias de Suprimentos como porcentagem das receitas



Fonte: Adaptado de APQC 2017

Devido à sua complexidade, o GCS foi subdividido em áreas de conhecimento menores, de modo a poder ser simplificado e estudado mais a fundo em todos os seus detalhes. Dentre estas áreas está a Armazenagem, área que pode chegar a representar 20% dos custos logísticos de uma empresa, segundo estudo realizado em 2004 pela *European Logistics Association* (ELA) em parceria com a consultoria americana A.T. Kearney (ELA; A.T. KEARNEY, 2004). Este percentual tende ao crescimento devido ao aumento da complexidade das redes logísticas com a globalização, elevando ainda mais a importância da Armazenagem nas empresas nos dias atuais.

A Armazenagem pode ser dividida ainda em diversas atividades, como recebimento, transporte, separação de ordens, expedição, entre outras, cada uma com sua devida importância (LE-DUC, 2005). Dentre estas, uma das mais importantes e que demandam maior esforço operacional é a Coleta de Pedidos (FRAZELLE, 2002) apud (OZTURKOGU; HOSER, 2019), constituindo assim a temática central deste trabalho.

Trazendo a Coleta de Pedidos em armazéns para um contexto mais próximo e cotidiano da maioria das pessoas, é possível estabelecer um paralelo entre a atividade de coleta de pedidos em um armazém e a coleta de produtos em um supermercado. A principal semelhança se dá no processo de percorrimeto de corredores propriamente dito, sendo esta a parte de maior esforço por parte do coletor, no caso de um armazém, ou do consumidor, no caso do supermercado.

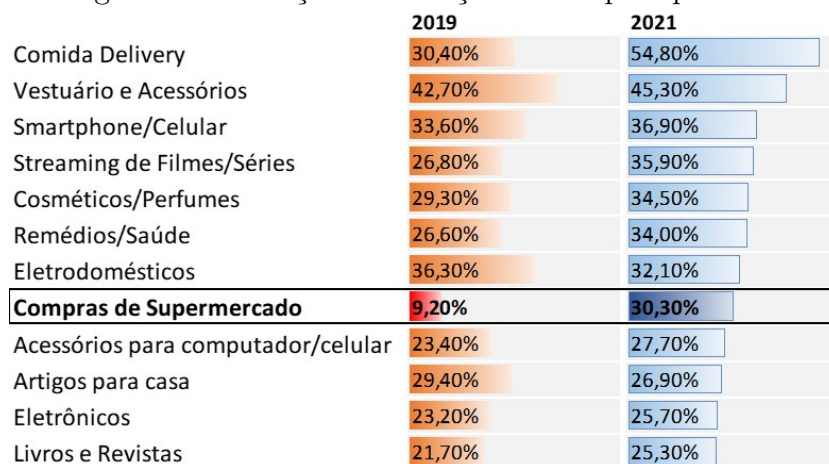
Recentemente, antes do início da pandemia de COVID-19 (OMS, 2020), a atividade

de coleta de produtos em supermercados era uma tarefa majoritariamente realizada por clientes, que iam até os estabelecimentos para realizar suas compras. Porém, com o avanço da pandemia a partir do segundo trimestre de 2020 e as subseqüentes restrições de circulação impostas às populações, a realização de compras *online* em supermercados cresceu significativamente (ABCOMM, 2020). Nesta modalidade, a coleta dos itens é feita por um funcionário do próprio estabelecimento ou por um funcionário terceirizado, sendo esta uma atividade pouco frequente antes da pandemia.

Segundo dados de pesquisa realizada pelo portal *E-Commerce Brasil*, no período pré-pandemia menos de 5% das redes independentes de supermercados (pequenos varejistas) realizavam vendas no formato *online*, sendo o panorama para grandes redes varejistas não muito diferente. Além disso, boa parte destas empresas operavam estes canais apenas para fins estratégicos, devido à baixa lucratividade, representando assim apenas 3% em média do faturamento das lojas (JUNQUEIRA, 2020).

Porém, devido às medidas de restrição causadas pela pandemia, os padrões de consumo da população têm se alterado bastante, com a realização de compras *online* em supermercados se tornando mais populares e sua prática crescendo de 9% para mais de 30% (maior crescimento) dos entrevistados em pesquisa realizada pelo CNDL/SPC, como observado na Figura 2, comparando 2019 com 2021, e com expectativa de crescimento adicional no decorrer do ano (ALVARENGA, 2021). Este aumento pode ser verificado nas estatísticas das grandes redes varejistas como o Carrefour, que teve aumento de 377% em vendas *online* no segundo trimestre de 2020 (ABRAS, 2020), e o grupo GPA, cujo faturamento do segmento *online* passou de 1,5% para quase 7%, segundo relatório da Compra & Confie (GINAID, 2020a).

Figura 2: Utilização de serviços de compras pela internet



Fonte: Adaptado de (ALVARENGA, 2021)

Desta forma, os supermercados e as grandes redes varejistas tiveram que adaptar seus modelos de negócio ao novo cenário, com 75% dos varejistas passando a realizar vendas de maneira online, segundo levantamento realizado pelo portal InfoVarejo em agosto de 2020 (JUNQUEIRA, 2020). Um dos principais canais utilizados foi o de aplicativos específicos para entrega de alimentos, como *Ifood*, *Uber Eats* e *Rappi*, que firmaram parcerias com grandes redes varejistas e até com *startups* estrangeiras (a *Uber Eats*, por exemplo adquiriu a *startup* chilena *Cornershop*, especialista no setor de *E-Grocery*), visando o aumento de produtividade deste “novo” modelo de compras (SALOMAO, 2020).

Entretanto, mesmo com estas parcerias e a evolução do setor no mercado brasileiro, diversos estabelecimentos, inclusive de grande porte, muitas vezes apresentam sinais de ineficiência, como prazos de entrega muito longos, sendo este um desafio bastante relevante para um serviço que envolve alimentos e em que os clientes geralmente demandam rapidez e precisão. Atualmente no Brasil, o processamento dos pedidos é realizado de forma manual e acontece dentro de supermercados, nos quais os funcionários (do supermercado ou da empresa de aplicativo), se deslocam junto aos clientes “comuns” para realizar a coleta dos itens, podendo tornar o processo bastante ineficiente devido à falta de planejamento da coleta (GINAID, 2020b).

Desta forma, é possível entender a importância do processo de coleta de pedidos também no contexto de compras *online* em supermercados, considerando as recentes mudanças no perfil de demanda e os desafios impostos aos estabelecimentos para se adequar ao novo cenário, que aparenta ter agradado a muitos e que deve se manter pós-pandemia (INFOVAREJO, 2020). Assim, este será um desdobramento do tema central deste trabalho, de modo a aplicar conceitos práticos de armazenagem à uma realidade mais próxima de todos.

1.2 Objetivos

Os objetivos deste trabalho são:

a) Revisitar e avaliar o desempenho de métodos heurísticos de Roteamento de Coleta em armazéns, a fim de resolver o problema conhecido como *Picker Routing*, levando também em consideração Políticas de Alocação de SKUs (*Stock Keeping Unit*) e métodos heurísticos de Agrupamento de Pedidos, que são aplicados anteriormente à coleta. Para isso, serão realizados experimentos em cenários que retratam uma ampla gama de configurações de armazéns, sendo então possível gerar recomendações dos métodos mais ade-

quados para cada tipo de armazém, com vistas a proporcionar melhorias operacionais.

b) Avaliar a utilização de métodos heurísticos de Roteamento de Coleta no contexto de coleta de compras *online* em supermercados, atividade que ganhou maior importância em decorrência da pandemia de COVID-19. Esta avaliação será baseada em dois casos reais de supermercados, que possuem o serviço de vendas *online* e tiveram suas distribuições de produtos mapeadas para o estudo. Assim, será possível entender se existem vantagens em se utilizar algum destes métodos para esta atividade, comparando o desempenho destes em relação à solução ótima, e com o que seria possível proporcionar treinamentos para os coletores destes supermercados, visando aumentar a eficiência desta operação.

1.3 Motivações

Analisando-se a literatura atual acerca do tema, observa-se uma grande quantidade de trabalhos que abordam as diferentes atividades de armazenagem de forma bastante detalhada, com proposições de modelos de otimização para o problema de Roteamento de Coleta, utilização de algoritmos para Agrupamento de Pedidos e análises estratégicas de *layout* de armazéns. Porém, estes trabalhos em geral abordam estas atividades de forma isolada, combinando variações destas atividades de forma bastante restritiva e não muito relacionada. Deste modo, um dos intuitos deste trabalho é desenvolver uma análise mais abrangente e buscar preencher esta lacuna na literatura, abordando estas atividades de grande relevância para as empresas.

Além disso, este trabalho é motivado pela interdisciplinaridade dos métodos aplicados à operação dos armazéns, que serão adaptados para o tratamento de casos reais em dois supermercados, que deram abertura para a realização do estudo. Esta comparação é possível devido ao aumento do número de pedidos realizados de maneira *online* em supermercados, em decorrência da pandemia de COVID-19. Assim, a coleta de pedidos para clientes, que era uma atividade pouco comum, tem se tornado cada vez mais relevante na operação de um supermercado e que precisa ser otimizada.

1.4 Estrutura do Trabalho

Este trabalho está subdividido em seis Capítulos:

a) Capítulo 1 – Introdução: este capítulo apresenta brevemente a temática e a motivação do trabalho ao leitor, assim como seus principais objetivos e sua estrutura;

- b) Capítulo 2 – Revisão de Literatura: este capítulo apresenta uma revisão bibliográfica acerca dos principais conceitos abordados ao longo do trabalho;
- c) Capítulo 3 – Descrição do Problema: o foco deste capítulo é a apresentação em mais detalhes do problema, assim como a definição do problema a ser tratado no trabalho;
- d) Capítulo 4 – Aplicação a Diferentes Configurações de Armazéns: este capítulo tem como objetivo descrever o delineamento de experimentos e analisar os resultados obtidos com a aplicação dos métodos apresentados, trazendo uma proposta de recomendação para o uso destes na prática;
- e) Capítulo 5 – Aplicação a Casos Reais de Roteamento de Coleta em Supermercados: este capítulo tem como foco a coleta de dados e o mapeamento de casos reais de supermercados operando com vendas *online*, com a subsequente aplicação dos métodos de roteamento de coleta e análise dos resultados;
- f) Capítulo 6 – Conclusões e Perspectivas Futuras: este capítulo apresenta as conclusões finais do trabalho, sintetizando o conteúdo apresentado e os resultados obtidos, assim como perspectivas mais promissoras para trabalhos futuros.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Com o objetivo de familiarizar o leitor ao tema tratado e construir uma base teórica para o desenvolvimento do trabalho, neste capítulo serão apresentados as teorias, definições e conceitos, utilizados na elaboração deste.

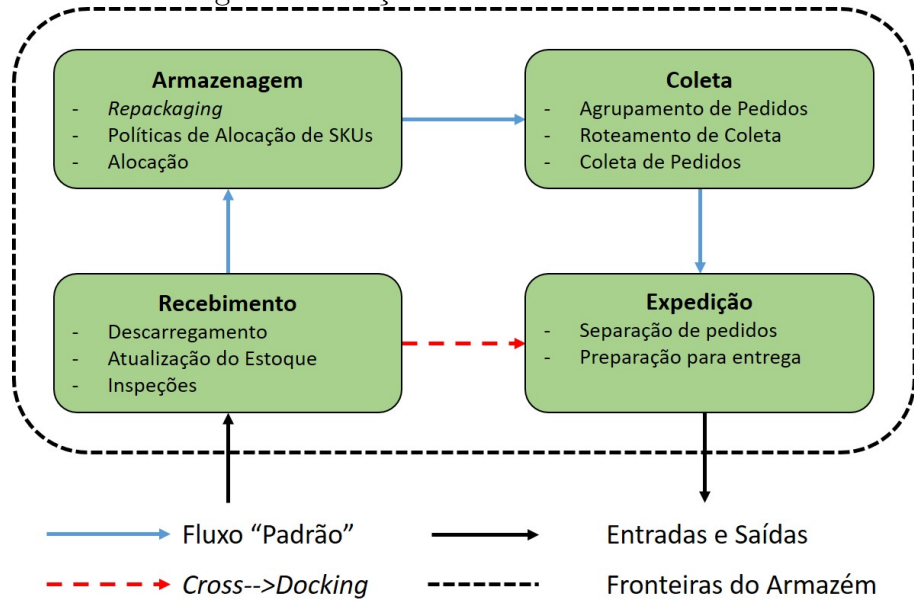
2.1 Armazenagem

A Armazenagem, de forma bastante simplista, pode ser considerada como a atividade de gestão de um armazém. Este último, entretanto, não teve ainda sua definição ou utilidade apresentadas. Segundo Gu, Goetschalckx e McGinnis (2007), um armazém é parte essencial de uma cadeia de suprimentos, sendo suas principais funções: acomodação do fluxo de materiais de modo a controlar a variabilidade causada por fatores como sazonalidade de produção, ou realizar o agrupamento para transporte; consolidação de produtos de diversos fornecedores para entrega conjunta aos clientes; processos de adição de valor como *kitting* (montagem de *Kits*), customização e embalagem de pedidos.

Lambert, Copper e Pagh (1998) ainda citam economias de transporte, economias de escala em compra e produção, suporte a programas de *Just-In-Time* (JIT), oferecimento de um amplo portfólio de produtos e apoio a processos de logística reversa como possíveis atributos de um armazém.

Segundo Roodbergen e Vis (2009), o fluxo de produção de um armazém pode ser reduzido a 4 fases principais: Recebimento, Armazenagem, Coleta e Expedição, podendo cada uma destas ser subdividida em etapas menores. A Figura 3 ilustra estas fases, destacando o fluxo entre essas e as fronteiras do armazém.

Figura 3: Funções e fluxos em um armazém



Fonte: Elaborado pelo autor

A fase de Recebimento engloba as atividades de descarregamento de produtos entregues pelo transportador, atualização do controle de estoque (quantidades de cada SKU) e muitas vezes a inspeção de qualidade e quantidade das entregas (DE KOSTER; LE-DUC; ROODBERGEN, 2007). SKU é um termo que define um item ou produto de uma empresa de forma única, ou seja, o mesmo produto com pequenas diferenças técnicas, como cor ou tamanho, são considerados SKUs diferentes.

A segunda fase, de Armazenagem, engloba as atividades de definição do local de armazenagem de um SKU no armazém e a transferência do produto até este local. Esta fase pode ainda envolver as atividades de adequação de embalagem (*repackaging*), de modo a facilitar a armazenagem e futura coleta. Nesta fase, o posicionamento dos SKUs é feito seguindo um conjunto de regras, chamadas de Políticas de Alocação, que basicamente definem o local onde um produto será estocado dentro do armazém.

A fase de Coleta, que será abordada profundamente mais adiante, é definida pelo processo de obtenção da quantidade correta de determinados produtos pertencentes à um conjunto de pedidos, sendo assim a atividade de maior importância em um armazém (DE KOSTER; LE-DUC; ROODBERGEN, 2007). Esta fase engloba atividades como Agrupamento de Pedidos e Roteamento de Coleta, com a segunda fortemente influenciada pela primeira, visto que o modo como os pedidos são agrupados afeta diretamente o conjunto e a quantidade de SKUs a serem coletados e, conseqüentemente, o caminho a ser percorrido pelo coletor.

A última fase, de Expedição, engloba as atividades de separação dos itens para os pedidos individuais (pois foram coletados de forma agrupada), embalagem destes pedidos e preparação para a entrega. Muitas vezes os pedidos devem ser embalados e agrupados na unidade de carregamento correta, sendo esta na forma de paletes, caixas ou outra definida pelo cliente ou modo de transporte.

Deve-se destacar que existem modos de operação de armazéns que não apresentam todas as fases citadas, tornando o fluxo de materiais mais curto e menos complexo. Um exemplo disso é a operação de *Cross-Docking*, na qual os produtos recebidos na primeira fase são enviados diretamente para a fase de Expedição, podendo requerer pequenos serviços de separação e adequação de embalagem, mas sendo necessárias poucas ou nenhuma ação de coleta (DE KOSTER; LE-DUC; ROODBERGEN, 2007). Desta forma, o tempo despendido pelos itens no armazém é bastante reduzido, assim como as atividades e esforços aplicados na operação.

Como Azadnia et al. (2013) apud de Koster, van der Poort e Wolters (1999) definem, os armazéns são uma parte vital do sistema logístico de uma empresa e a otimização de suas operações é essencial para a estratégia desta, de forma a entregar mercadorias rapidamente e com o menor custo possível. Para isso ocorrer, as atividades de armazenagem precisam estar coordenadas entre si e alinhadas às características de cada armazém.

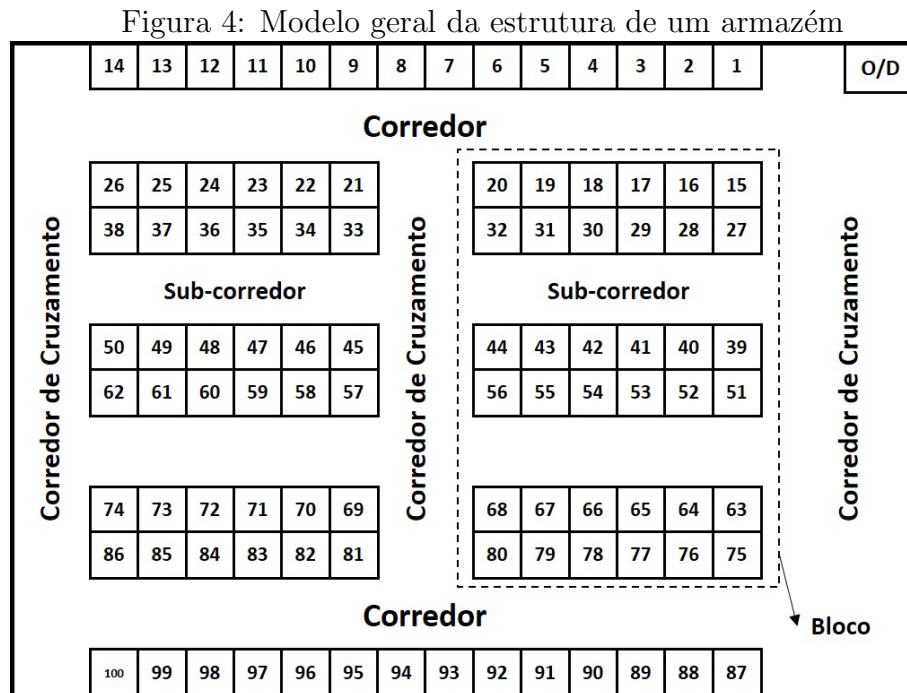
A caracterização de um armazém pode ser feita de diversas formas, Gu, Goetschalckx e McGinnis (2007) separam estas características em duas classes: *Design* do Armazém e *Operação* do Armazém. A primeira trata de questões como *layout*, dimensionamento, seleção de equipamentos e grau de mecanização, ao passo que a segunda engloba as características e estratégias a serem usadas em atividades como Chegada de Pedidos, Alocação de SKUs, Agrupamento de Pedidos, Roteamento de Coleta, entre outras.

Nas duas seções seguintes estas classes e seus conteúdos serão abordados em maior detalhe, com o aprofundamento adicional necessário em itens de maior importância ao trabalho.

2.2 *Design* de Armazéns

Um armazém pode ser configurado de diversas formas, porém sua estrutura e elementos básicos são sempre bastante semelhantes. A Figura 4 ilustra a estrutura genérica de um armazém, apresentando em detalhes apenas a área de estoque, que é o departamento em foco neste trabalho. Os componentes desta figura são detalhados ao longo desta seção.

O *layout* de um armazém é o que define onde cada área deste (e.g. estoque, recebimento, expedição) está localizada e é elaborado de acordo com a correlação de atividades entre departamentos. O *layout* ainda define as características internas de cada área, como o número de blocos, largura e comprimento de corredores, presença ou não de Corredores de Cruzamento na área de estoque (DE KOSTER; LE-DUC; ROODBERGEN, 2007).



Fonte: Adaptado de Valle, Beasley e Cunha (2017)

Na Figura 4, Corredores são os espaços de circulação nos quais se têm acesso às posições-paleta, percorrendo todo o comprimento do armazém. Os Corredores podem ser subdivididos em Sub-corredores, como é retratado na Figura citada. Os corredores orientados verticalmente no modelo são chamados de Corredores de Cruzamento, pois são perpendiculares aos corredores onde ocorre a coleta de itens. Deve-se destacar que as posições-paleta não podem ser acessadas por Corredores de Cruzamento.

Um armazém “típico” não possui espaço inutilizado (seja este espaço destinado à estoque ou movimentação) e consiste em corredores paralelos. Blocos são separados por Corredores de Cruzamento, delimitando-os. Dentro de cada bloco estão localizadas as posições de armazenagem, representadas pela numeração de 1 a 100 na Figura 4. Todo armazém possui pelo menos dois Corredores de Cruzamento, um ao final e outro no início de seus corredores. Corredores possuem posições de armazenagem em ambos os lados e cada posição armazena apenas um tipo de produto (SKU) (VALLE; BEASLEY; CUNHA, 2017).

Outro aspecto de armazéns retratado na Figura 4 são os pontos de Origem e Destino, também referenciados como *Depot*. O ponto de Origem determina o local de onde o coletor de pedidos inicia sua rota de coleta e o ponto de Destino determina o local onde o coletor termina esta rota, após ter coletado todos os itens em sua lista de pedidos. Estes pontos podem estar localizados de forma a estarem próximos à áreas específicas, de modo a agilizar etapas anteriores ou posteriores à coleta. Os pontos de Origem e Destino, porém, também podem ser coincidentes, ou seja, a rota de coleta tem início e término no mesmo local. Neste trabalho será considerado o último cenário, sendo o ponto Origem/Destino referenciado como ponto O/D.

Ademais, o modelo ilustrado na Figura 4 é bastante comum e é conhecido como *two-block warehouse*, possuindo um Corredor de Cruzamento exatamente no meio do armazém, dividindo este em 2 grupos de blocos. Isto aumenta o número de oportunidades para coletores trocarem de corredores e percorrerem distâncias menores, porém diminui o número de posições-paleta no armazém e devem ser consideradas as maiores distâncias percorridas nos Corredores de Cruzamento (OZTURKOGLU; HOSER, 2019).

Ampliando a definição anterior, as posições de armazenagem, também chamadas de posições-paleta, são espaços dedicados à armazenagem que podem alocar o volume equivalente a um paleta, e devem ser usados para a armazenagem de apenas um SKU por vez. Dependendo da Política de Armazenagem do armazém, uma posição-paleta pode ser reservada exclusivamente para um SKU, sendo mantida vazia quando não existem unidades deste produto estocadas, e não podendo ser ocupada por qualquer outro SKU que chegue ao armazém.

Desta forma, um bloco em um armazém possui diversas posições-paleta, que também se estendem na direção vertical (do chão ao teto), formando uma “coluna” desses e que tipicamente, mas não obrigatoriamente, contém o mesmo SKU ao longo de sua altura. A Figura 5 ilustra estes conceitos.

Figura 5: Ilustração de Blocos, Posições-paleta e Colunas em um armazém



Fonte: Elaborado pelo autor

As áreas de um armazém são normalmente definidas de acordo com suas funções, sendo comumente separadas em três: 1) Recebimento, 2) Estoque e 3) Expedição, de modo a agrupar de certa forma as fases do fluxo de armazenagem já descritas na Seção 2.1. Intuitivamente, as fases de Recebimento e Expedição são realizadas nas áreas com os respectivos nomes, e as fases de Armazenagem e Coleta ocorrem na área de Estoque, que ocupa grande parte do espaço de um armazém (Figura 3).

Tratando do nível de mecanização e automatização de um armazém, as principais decisões estão relacionadas ao processo de coleta de pedidos e como este será realizado, pois, segundo Coyle, Bardi e Langley (2003), os custos desta operação podem chegar à 65% dos custos de um armazém. Este processo pode ser dividido entre coleta realizada de forma manual ou por máquinas (mecanizada).

Segundo de Koster, Le-Duc e Roodbergen (2007), mesmo com os avanços tecnológicos, a coleta feita de forma manual ainda é usada em mais de 80% dos armazéns na Europa, devido à sua flexibilidade. Mais recentemente, os relatórios de Michel (2018) e Michel (2020) demonstram que, mesmo com aumento de investimentos em automatização, há aumento também em tecnologias de apoio à coleta manual (*voice-to-light*, *RF-based*, *light-driven*) e investimentos em mão de obra, indicando que a relevância do modelo manual ainda é grande.

Assim, o presente trabalho engloba apenas a coleta realizada de forma manual e,

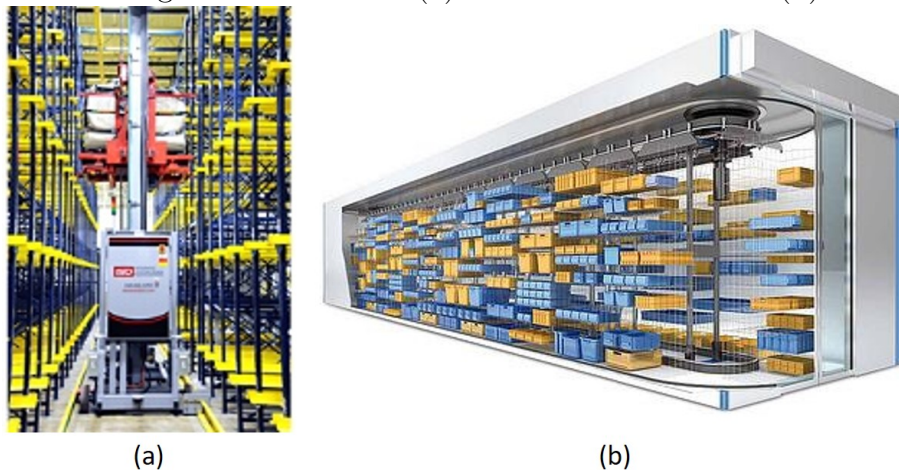
neste contexto, os sistemas de coleta são agrupados em três diferentes classes: 1) *Pick-to-Parts*, 2) *Parts-to-Picker* e 3) *Put Systems*.

Na primeira classe, o coletor caminha ou dirige pelos corredores do armazém e coleta os itens pertencentes aos pedidos, alocando-os em um veículo de transporte ou cesta. Ainda dentro deste grupo é possível distinguir decisões de zoneamento de coleta, separação de pedidos pelo coletor (e não pela área de Expedição), entre outros fatores.

No sistema *Parts-to-Picker*, os SKUs, normalmente estocados em unidades maiores (e.g. paletes, caixas), são trazidos para uma área específica para que seja realizada a coleta de itens individuais ou em quantidades menores e depois retornam ao estoque. Este sistema envolve a utilização de um “Sistema de Estoque e Coleta” (AS/RS - *Automated Storage and Retrieval System*), que são equipamentos como elevadores, guindastes e carrosséis que transportam os SKUs pelo armazém. A Figura 6 ilustra um Guindaste (a) e um Carrossel Horizontal (b) como exemplos de AS/RS.

Outra característica relacionada ao sistema *Parts-to-Picker* é o Ciclo de Comando, que pode ser único ou duplo. No modo único o AS/RS transporta apenas um SKU por viagem, ao passo que, no modo duplo, um SKU é levado da área de coleta de volta à sua posição de estoque e, ao retornar, já recolhe outro SKU para direcioná-lo à área de coleta.

Figura 6: Guindaste (a) e Carrossel Horizontal (b)



Fonte: Curley (2016)

Por fim, em um armazém que utiliza o *Put System*, primeiramente os itens são coletados utilizando um dos métodos anteriores e depois são oferecidos à um funcionário que os distribui nos pedidos de diferentes clientes. Este sistema é utilizado comumente em situações de necessidade de muitos pedidos terem de ser preparados em pouco tempo (DE KOSTER; LE-DUC; ROODBERGEN, 2007).

2.3 Operação do Armazém

Após a definição do *Design* do Armazém, as características das atividades de nível operacional, decididas e realizadas rotineiramente, devem ser definidas de forma a adequarem-se às características do *design* adotado e estarem coordenadas entre si.

Segundo o modelo de complexidade proposto por Goetschalckx e Ashayeri (1989), as 5 principais decisões a nível operacional de um armazém são: 1) Roteamento de Coleta, 2) Política de Alocação de SKUs, 3) Agrupamento de Pedidos, 4) Zoneamento e 5) Modo de Liberação de Ordens. As três primeiras, foco deste trabalho, são apresentadas em mais detalhes nas sub-seções mais adiante.

Tratando de Zoneamento, esta decisão envolve a separação, ou não, do armazém em zonas de coleta, na quais apenas determinados coletores podem realizar a coleta de itens. Esta decisão pode resultar em menores distâncias de coleta devido à área menor que cada coletor é autorizado a percorrer, entretanto há de se considerar o esforço maior na separação para expedição de pedidos, visto que itens de um mesmo pedido podem ser coletados por diferentes funcionários. Ademais, existe também uma complexidade na definição das zonas para equilibrar a demanda de coleta entre estas (GU; GOETSCHALCKX; MCGINNIS, 2007). O presente trabalho abordará armazéns sem zoneamento.

Acerca do Modo de Liberação de Ordens, esta decisão diz respeito ao modo como os pedidos são separados para agrupamento e roteamento de coleta. Os modos de liberação mais comuns são o Discreto (*wave-picking*), no qual existe um corte na chegada de pedidos e todos os pedidos realizados antes deste corte são tratados juntos para as decisões seguintes; e o Contínuo, no qual os pedidos que chegam podem avançar para as fases seguintes a qualquer momento, muitas vezes atualizando em tempo real decisões já tomadas para outros pedidos. No presente trabalho será abordado apenas o modo Discreto de liberação de pedidos.

2.4 Política de Alocação de SKUs

Uma política de alocação é um conjunto de regras que pode ser usado para designar posições de estoque aos produtos em um armazém. Porém, antes da definição destas regras, é necessário tomar uma decisão acerca de quais atividades serão realizadas em determinadas áreas do armazém (DE KOSTER; LE-DUC; ROODBERGEN, 2007).

Alguns armazéns possuem uma área conhecida como *Forward Area*, ou área de coleta

avanzada, que é um espaço mais próximo ao ponto O/D que concentra os SKUs com maior demanda na sua menor forma (caixas ou unidades), aumentando assim a eficiência na coleta destes. Porém, a implementação destas áreas deve ser feita de forma cuidadosa, pois afeta as distâncias de coleta dos outros SKUs e envolve um novo problema de reposição interna, aumentando assim a complexidade da operação do armazém.

Tratando das regras mais comuns de alocação de SKUs, é possível dividi-las em três principais categorias: 1) Políticas de Alocação Aleatória, 2) Políticas de Alocação por Classes e 3) Políticas de Alocação por Família de Produtos. Estas serão apresentadas em mais detalhes adiante.

2.4.1 Alocação Aleatória

Embora o conceito de aleatoriedade pareça bem simples, existem maneiras diferentes de alocar aleatoriamente SKUs em um armazém. A mais básica de todas direciona cada palete que chega ao armazém para uma posição-paleta livre de forma completamente aleatória. Segundo Choe e Sharp (1991), este método de alocação resulta em uma alta utilização de espaço no armazém, mas aumenta as distâncias das rotas de coleta posteriormente.

A segunda forma, conhecida como *closest open location storage*, aloca cada SKU que chega ao armazém na primeira posição vazia que encontrar, mas sem nenhum critério estabelecido. Esta regra resulta em um armazém com mais posições-paleta ocupadas próximas à entrada do armazém e mais posições-paleta vazias próximas à saída.

A terceira forma é conhecida como Alocação Dedicada e, embora pareça que exista uma regra por trás desta, a Alocação Dedicada apenas define que certa posição-paleta pertence à determinado SKU, mesmo que não haja unidades deste. Desta forma, caso um paleta chegue ao armazém, este deve ser direcionado à sua posição, mesmo que existam posições vazias mais próximas. Esta forma de alocação, porém, não possui critério para determinação de cada posição dedicada, daí sua condição de aleatoriedade.

2.4.2 Alocação por Classes

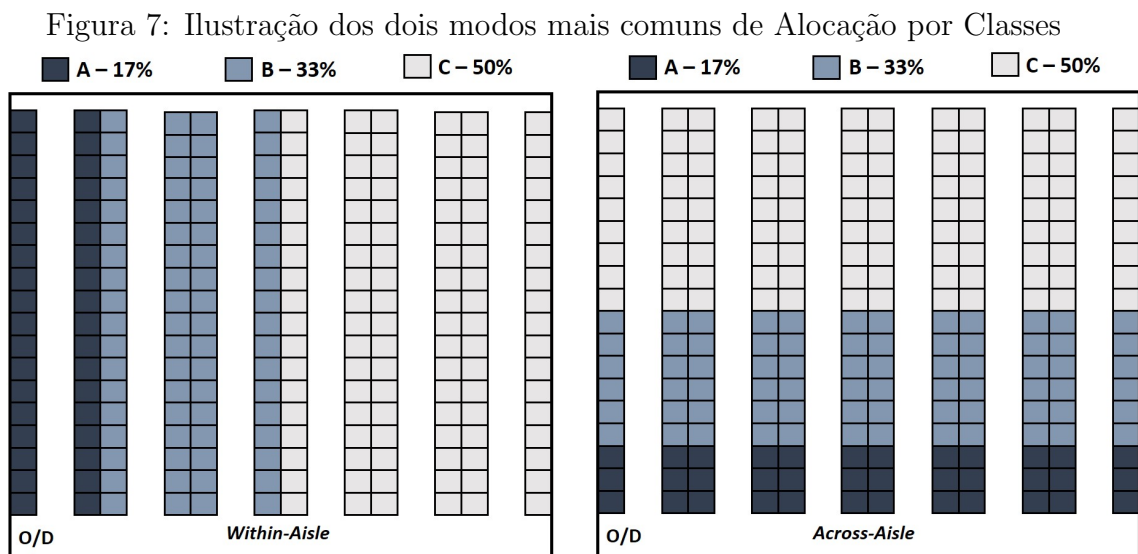
As Políticas de Alocação por Classes se baseiam em um conceito bastante comum no controle de estoques, chamado de método de Pareto, que divide os SKUs em classes baseadas nas frequências de demanda. Para alocação de SKUs, esta “popularidade” pode ser medida por um índice baseado na demanda simples de um item ou na demanda ponde-

rada pelo volume ocupado ou receita obtida (DE KOSTER; LE-DUC; ROODBERGEN, 2007).

Uma derivação comum do método de Pareto é a Curva ABC, que faz a classificação de Pareto em três grupos, representados pelas letras A, B e C. Na Curva ABC, a classe A é composta por 20% dos SKUs mais populares (maior demanda), englobando cerca de 80% da demanda total. A classe B é composta pelos 30% dos SKUs seguintes, englobando 15% da demanda total e, por fim, a classe C engloba os 50% dos SKUs restantes, e representa apenas 5% da demanda total (FMS, 2019).

Após a classificação dos SKUs em classes A, B e C (mais classes podem ser consideradas), os representantes da Classe A são alocados nas posições mais próximas ao ponto O/D, de modo a reduzir a distância média de viagens que são realizadas com muita frequência. Dentro desta área dedicada à classe A, os SKUs são estocados de forma aleatória. O mesmo princípio se aplica às outras classes sucessivamente, sendo os itens da Classe B alocados nas posições mais próximas ao ponto O/D não ocupadas por itens da Classe A e assim por diante.

O que diferencia as Políticas de Alocação por Classes entre si são as diferentes configurações de posicionamento das classes definidas. As duas mais populares, conhecidas como *within-aisle* e *across-aisle* são apresentadas na Figura 7. Alguns trabalhos, como Petersen e Schmenner (1999) e Le-Duc (2005) discutem o desempenho destas configurações em combinação com métodos de roteamento de coleta e afirmam que a segunda possui resultados melhores de forma geral.



Fonte: Adaptado de van Gils et al. (2018)

Os percentuais na legenda da Figura 7 representam a quantidade de posições-paleta englobadas em cada uma das classes e que, por serem números inteiros, podem não ser divididas na proporção exata de 20%/30%/50% apresentado na Curva ABC.

2.4.3 Alocação por Família de Produtos

A Política de Alocação por Família de Produtos diferencia-se das apresentadas até o momento pois considera um fator importante em armazéns: as relações de demanda entre itens, ou seja, a frequência com que SKUs estão presentes no mesmo pedido. Desta forma, a alocação por família de produtos define que produtos com alta correlação sejam estocados próximos uns dos outros (DE KOSTER; LE-DUC; ROODBERGEN, 2007). A literatura divide as Políticas de Alocação por Família de Produtos em dois métodos: 1) *Complementary-Based* e 2) *Contact-Based*.

O primeiro método, mais simples, possui duas fases. A primeira fase utiliza correlação estatística para separar itens em grupos a partir de suas demandas correlacionadas, ao passo que a segunda fase aloca os itens na posições do armazém de forma que pedidos com alta correlação estejam o mais próximos possível (WASCHER, 2004).

Para a primeira fase, Rosenwein (1994) demonstra que é possível tratar a criação do grupo de pedidos como um problema de P-Medianas, isto é, um problema que visa minimizar a distância média (neste caso entre itens) ponderada por um índice de correlação entre estes. Já para a segunda fase, existe um consenso de alocar os grupos de maior demanda mais próximos ao ponto O/D e os de menor demanda mais distantes (DE KOSTER; LE-DUC; ROODBERGEN, 2007).

O segundo método, *Contact-Based*, assemelha-se ao anterior por também dividir os itens em grupos, mas utiliza como critério a “frequência de contato”, definida como a frequência com que um item i é coletado após um item j , ou vice-versa. Porém, como a ordem de coleta depende diretamente da estratégia de roteamento escolhida, este método se torna estreitamente ligado ao problema de roteamento (a ser apresentado em detalhes mais adiante), o que torna sua aplicação bastante complexa (WASCHER, 2004).

2.5 Agrupamento de Pedidos

A atividade de Agrupamento de Pedidos também possui grande importância na operação de um armazém, pois se relaciona estreitamente a diversas outras atividades, em particular com o próprio Roteamento de Coleta. Estudado e analisado de diversas formas, o

Problema de Agrupamento de Pedidos (*Order Batching Problem*) visa minimizar o tempo total de processamento de pedidos ao agrupá-los em lotes que se traduzam de forma otimizada para a atividade seguinte, a coleta (ZUNIGA et al., 2015).

Gademann e van de Velde (2005) demonstraram que o Problema de Agrupamento de Pedidos objetivando a minimização da distância percorrida é NP-difícil até para instâncias simples com mais de dois pedidos a serem agrupados, evidenciando a complexidade deste problema.

Desta forma, de modo a simplificar o processo de agrupamento de pedidos, tornando-o mais ágil e adequado às restrições de tempo de um armazém moderno, diversos métodos foram desenvolvidos, envolvendo estratégias de agrupamento, métodos heurísticos e programação dinâmica, variando em complexidade e desempenho entre si. Petersen (1997), de Koster, Le-Duc e Roodbergen (2007) e Gu, Goetschalckx e McGinnis (2007) são alguns autores que apresentam literatura acerca do tema.

Segundo de Koster, van der Poort e Wolters (1999), métodos heurísticos utilizados para agrupar pedidos podem ser divididos em três grupos principais:

- (1) Métodos Simples e Diretos
- (2) *Seed Algorithms*
- (3) *Saving Algorithms*

Antes de maior detalhamento e de modo a auxiliar na melhor compreensão dos métodos descritos anteriormente, o cenário fictício apresentado na Figura 8 foi criado. Este cenário possui pedidos numerados de 1 à 7 (por ordem de chegada), e cada um destes pedidos possui um número definido de itens, variando de 1 à 6. Os números nas posições indicam a qual pedido cada item pertence e considera-se que a capacidade do coletor é de 8 itens (maior que qualquer pedido individual).

Figura 8: Cenário fictício de itens pertencentes a diferentes pedidos

			6	2		5	3
		1					
5		6			4		
			5			2	6
3				1			
	6	3				4	1
7			2		1		
	2		3				
							2
o/d							

Fonte: Adaptado de de Koster, van der Poort e Wolters (1999)

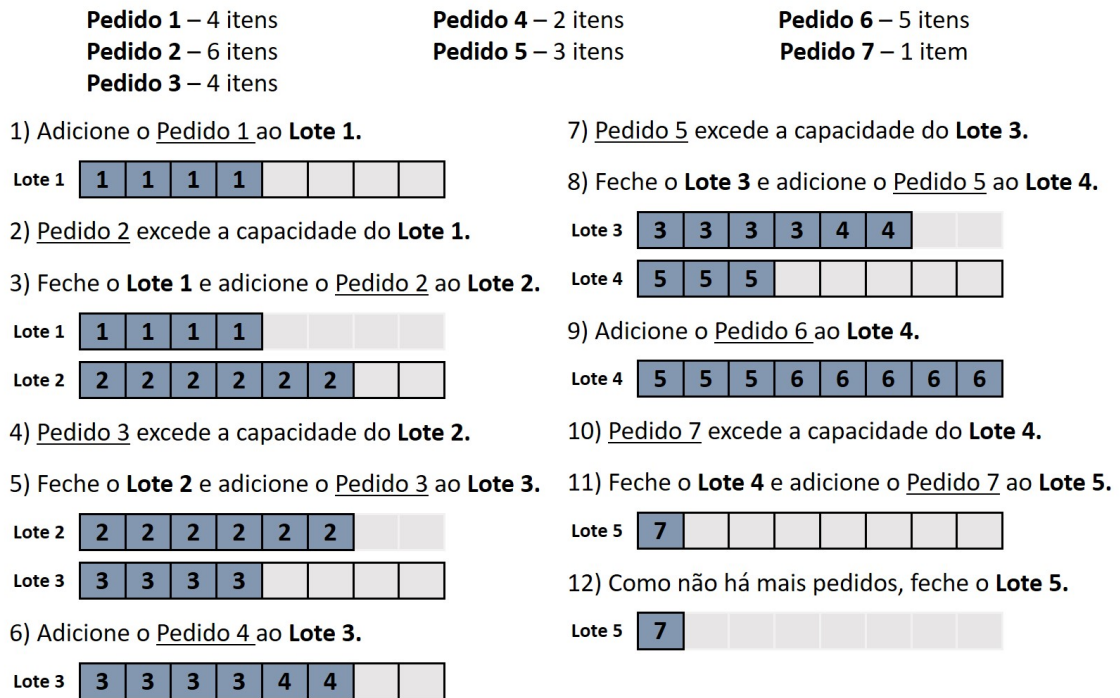
2.5.1 Métodos Simples

Estes métodos agrupam pedidos de formas bastante diretas e intuitivas, sendo muitas vezes considerados senso comum e frequentemente usados na prática devido à esta praticidade de aplicação (DE KOSTER; VAN DER POORT; WOLTERS, 1999).

O principal destes métodos (e o único deste tipo a ser explorado no presente trabalho) é o *First-Come First-Served* (FCFS), que agrupa os pedidos de acordo com sua ordem de chegada. O FCFS funciona da seguinte forma: adicionam-se pedidos a um lote de forma sequencial até que o lote ultrapasse a capacidade do coletor, neste momento conclui-se o lote em aberto e inicia-se a construção de um novo lote, sempre de forma sequencial.

Considerando o cenário da Figura 8, o passo-a-passo do agrupamento de pedidos pelo método FCFS é representado na Figura 9.

Figura 9: Passo-a-passo do agrupamento de pedidos pelo método FCFS



Fonte: Elaborado pelo Autor

Desta forma, cada um dos lotes {1}; {2}; {3,4}; {5,6} e {7} será coletado como um pedido único, ou seja, os itens dos pedidos 3 e 4, por exemplo, serão coletados na mesma rota, de forma conjunta. O agrupamento, então, influencia na futura definição de rotas de coleta.

2.5.2 *Seed Algorithms*

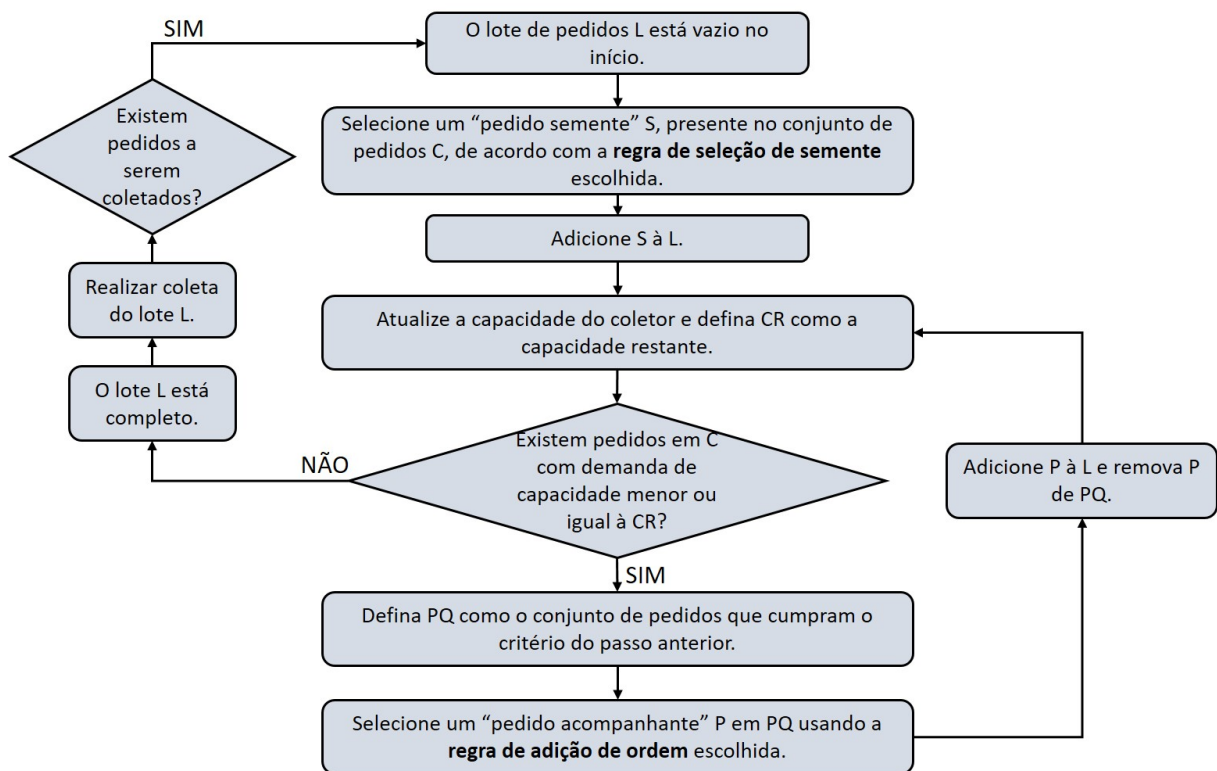
Os *Seed Algorithms* ou (algoritmos semente) são utilizados devido à sua natureza simples e por sua capacidade de apresentar resultados de agrupamento com boa qualidade. Estes algoritmos são compostos por duas etapas principais: a **Seleção de Semente** e a **Adição de Ordem** (DOS SANTOS; MUNARI, 2017).

A etapa de Seleção de Semente consiste na definição de qual pedido dará início a um novo lote, ou seja, será o primeiro a ser adicionado neste. Na segunda etapa, de Adição de Ordem, é definido, em cada iteração, um novo pedido a ser adicionado ao lote em aberto até isto não ser mais possível, momento que este lote é fechado e se inicia outro. É importante destacar que, no presente trabalho, pedidos são adicionados de forma integral à lotes, não podendo ser fracionados.

Para cada uma destas etapas existem diferentes regras que podem ser aplicadas, resultando em sementes diferentes na primeira etapa e sequências de adição diferentes na segunda etapa. Desta forma, a combinação de regras nas etapas descritas resulta em diferentes agrupamentos de pedidos e, conseqüentemente, diferentes roteiros de coleta na etapa seguinte do fluxo do armazém.

A Figura 10 ilustra, de forma mais detalhada, as etapas de aplicação de um algoritmo semente genérico, ou seja, sem a definição das regras de seleção de semente e adição de ordens.

Figura 10: Fluxograma de um algoritmo semente genérico



Fonte: Adaptado de Ho, Su e Shi (2008)

- *Seleção de Semente*

Tratando das regras de seleção de semente, estas podem ser desenvolvidas de duas formas: o modo singular, no qual a semente é escolhida apenas uma vez e mantida ao longo da construção do lote, e o modo cumulativo, no qual a semente é renovada toda vez que um novo pedido é adicionado ao agrupamento (a semente se torna a combinação de todos os pedidos adicionados ao lote até aquele momento) (DE KOSTER; VAN DER POORT; WOLTERS, 1999). O modo cumulativo apresenta desempenho melhor do que o modo singular na construção de agrupamento de pedidos (HO; SU; SHI, 2008).

A seguir são apresentadas algumas regras de seleção de semente mais comuns, listadas em ordem crescente de complexidade de aplicação. Estas são apresentadas em de Koster, van der Poort e Wolters (1999). As que serão utilizadas no presente trabalho são descritas em mais detalhes.

(1) SELEÇÃO ALEATÓRIA DE PEDIDO SEMENTE (SAPS)

Esta regra, como o próprio nome descreve, define a seleção do “pedido semente” de forma aleatória, ou seja, escolhe-se um pedido qualquer dentre todas as opções disponíveis para agrupamento. Esta regra pode ser usada como referência para outras, de modo a desconsiderar as que tenham desempenho abaixo desta.

(2) MAIOR NÚMERO DE LOCAIS DE COLETA (MNLIC)

Esta regra, proposta por Pan e Liu (1995), se baseia na quantidade de itens a serem coletados por pedido, ou seja, quantos locais de coleta precisam ser visitados. A regra MNLIC define que o “pedido semente” será, dentre os pedidos disponíveis para agrupamento, o que possuir o maior número de locais a serem visitados. Em caso de empate entre pedidos com o maior número de locais de coleta, define-se aleatoriamente entre estes qual será a semente. No cenário apresentado na Figura 8, o “pedido semente” seria o pedido 2 (6 locais de coleta) usando a regra MNLIC.

(3) MAIOR NÚMERO DE CORREDORES DE COLETA (MNCC)

Esta regra, assim como a anterior, se baseia na distribuição dos itens de cada pedido. A regra MNCC define que o “pedido semente” será, dentre os pedidos disponíveis para agrupamento, o que apresentar o maior número de corredores a serem visitados. Em caso de empate entre pedidos com o maior número de corredores de coleta, define-se aleatoriamente entre estes qual será a semente. No cenário apresentado na Figura 8, o “pedido semente” seria escolhido aleatoriamente entre os pedidos 1, 2 e 6 (4 corredores de coleta) usando a regra MNCC.

(4) MAIOR AMPLITUDE DE CORREDORES DE COLETA (MACC)

Para esta regra, define-se amplitude de corredores como a diferença máxima entre dois corredores que possuem itens a serem coletados, ou seja, a diferença, em número de corredores, entre o corredor mais distante e o mais próximo de O/D que possuem itens para coleta. A regra MACC calcula esta amplitude para todos os pedidos disponíveis para agrupamento e define o que possui maior amplitude como “pedido semente”. Em caso de empate entre pedidos com a maior amplitude de corredores, define-se aleatoriamente entre estes qual será o pedido semente. No cenário apresentado na Figura 8, o “pedido

semente” seria escolhido aleatoriamente entre os pedidos 2 e 3 (6 corredores de amplitude) usando a regra MACC.

(5) MAIOR SOMA PONDERADA DE CORREDORES DE COLETA (MSPCC)

Nesta regra é necessário calcular, para cada pedido disponível para agrupamento, a soma dos índices de seus corredores, baseado na distância destes ao ponto O/D. O primeiro corredor (mais próximo de O/D), possui peso 1, o seguinte peso 2 e assim sucessivamente até o corredor mais distante. O pedido com a maior soma ponderada é selecionado como “pedido semente”. Em caso de empate entre pedidos com a maior soma ponderada, define-se aleatoriamente entre estes qual será a semente. No cenário apresentado na figura 8, o “pedido semente” seria o pedido 1, com soma ponderada igual a 19 $((0 \times 1) + (1 \times 2) + (0 \times 3) + (1 \times 4) + (0 \times 5) + (1 \times 6) + (1 \times 7))$ usando a regra MSPCC.

Para as regras apresentadas acima, com exceção da primeira, é possível reverter o sentido da regra trocando “Maior” por “Menor” na definição destas, o que criaria novas regras também utilizadas na prática. Porém, segundo Wolters (1996) apud de Koster, van der Poort e Wolters (1999), regras com definições como “Maior”, “Maior número” e “Mais longa” superam suas correspondentes com definições “Menor”, “Menor número” e “Menos longa”.

Outras regras de seleção de semente, como “Maior Soma Ponderada Exponencial de Corredores de Coleta”, “Maior Distância Média da Origem” e “Maior Área Retangular de Coleta”, apresentadas em Ho e Tseng (2006), não serão abordadas no presente trabalho devido à sua natureza mais complexa, o que dificulta o processamento destas regras de forma direta.

- *Adição de Ordem*

Tratando das regras de adição de ordem, novamente existem diversas regras baseadas em distância, área ocupada, número de pedidos e relação com o pedido semente, cada uma com sua complexidade de aplicação.

A seguir são apresentadas algumas destas regras, listadas em ordem crescente de complexidade e com maior detalhamento para as utilizadas no trabalho. Porém, deve-se destacar que devido à capacidade de coleta e à presença prévia do “pedido semente”, os pedidos disponíveis para agrupamento serão aqueles que não extrapolem a capacidade do coletor ao serem adicionados ao lote.

(1) SELEÇÃO ALEATÓRIA DE PEDIDO ACOMPANHANTE (SAPA)

Assim como a SAPS, esta regra apenas adiciona um pedido aleatoriamente dentre os pedidos disponíveis para agrupamento no lote e é utilizada como referência para outras regras.

(2) MAIOR NÚMERO DE ITENS IDÊNTICOS (MNII)

Esta regra define que o pedido a ser adicionado ao lote é o que possui o maior número de itens idênticos aos presentes na semente (HO; SU; SHI, 2008).

(3) MENOR NÚMERO DE CORREDORES ADICIONAIS (MNCA)

Esta regra, considerada bastante simples, foi proposta por Rosenwein (1996) e define o pedido a ser adicionado ao lote como o que adiciona, em relação à semente, o menor número de corredores a serem percorridos na coleta.

(4) REGRA DO PEDIDO SEMENTE (RPS)

Proposta inicialmente por Gibson e Sharp (1992), esta regra adiciona o pedido, dentre os disponíveis, cuja soma das distâncias entre cada item do pedido semente e o item mais próximo do pedido candidato seja a menor (DE KOSTER; VAN DER POORT; WOLTERS, 1999). É necessário destacar que estas distâncias são calculadas pela diferença no índice dos corredores, ou seja, um item no corredor i e um item no corredor j possuem distância de $|| (i - j) ||$ corredores, independente de suas posições dentro dos corredores.

(5) REGRA DO PEDIDO CANDIDATO (RPC)

Proposta inicialmente por Pan e Liu (1995), esta regra funciona de maneira inversa à anterior, pois adiciona o pedido, dentre os disponíveis, cuja soma das distâncias entre cada item deste e o item mais próximo do pedido semente seja a menor (DE KOSTER; VAN DER POORT; WOLTERS, 1999). Novamente, as distâncias são calculadas pela diferença no índice dos corredores.

(6) REGRA DO CENTRO DE GRAVIDADE (RCG)

Esta regra, também proposta por Rosenwein (1996) adiciona o pedido cujo centro de gravidade possui a menor distância do centro de gravidade do pedido semente. O centro de gravidade, dos candidatos e da semente, é calculado pela ponderação dos índices dos corredores pelo número de itens a serem coletados nestes. Para ilustrar este cálculo, no cenário apresentado na Figura 8, o centro de gravidade do pedido 1, por exemplo, seria: $(1 \times 0) + (2 \times 1) + (3 \times 0) + (4 \times 1) + (5 \times 0) + (6 \times 1) + (7 \times 1) / 4 = 4,75$ e do pedido 2: $(1 \times 1) + (2 \times 0) + (3 \times 2) + (4 \times 1) + (5 \times 0) + (6 \times 0) + (7 \times 2) / 6 = 4,16$.

Para todas estas regras, com exceção da primeira, caso haja empate entre dois ou

mais pedidos candidatos, seleciona-se o que possuir o maior número de itens a serem coletados. A razão para isto é a maior facilidade de adição de pedidos menores ao lote em um momento mais à frente na construção deste (DE KOSTER; VAN DER POORT; WOLTERS, 1999).

2.5.3 *Savings Algorithm*

O *Savings Algorithm* ou Algoritmo de Economias foi proposto para o Problema de Roteamento de Veículos com Capacidade (PRVC) abordado por Clarke e Wright (1964), que obtém reduções nas distâncias totais de viagem ao agrupar rotas únicas em conjuntos de rotas maiores. Sua variedade mais clássica é baseada em 5 passos, descritos a seguir, já de forma adaptada ao contexto de Agrupamento de Pedidos.

Considere inicialmente o conjunto N , cujos componentes são pedidos a serem agrupados. Considere também os pares (i,j) de pedidos contidos em N cujas somas de itens de i e j não exceda a capacidade do coletor, que é conhecida. Os agrupamentos (ou lotes) representam os pedidos que serão coletados em uma mesma rota.

O parâmetro d_i representa a distância da rota de coleta do pedido i e o parâmetro d_{ij} representa a distância de coleta do par de pedidos (i,j) de forma conjunta, ou seja, em uma única rota (desta forma $d_{ij} = d_{ji}$). O parâmetro s_{ij} representa a economia de distância obtida ao agrupar os pedidos i e j em uma mesma rota de coleta, em comparação às rotas de coleta individuais destes.

A utilização deste método para o Agrupamentos de Pedidos requer o cálculo das distâncias de coleta de cada pedido, o que, além de aumentar a complexidade do método, depende da estratégia de roteamento escolhida. Para fins de simplicidade, o método de roteamento comumente escolhido para o cálculo das distâncias usadas no Algoritmo de Economias é o *Traversal* (a ser apresentado mais adiante).

Passo 1 - Calcule a economia s_{ij} para todas as combinações (i,j) de pedidos em N . A economia é calculada por $s_{ij} = d_i + d_j - d_{ij}$, ou seja, a distância para coletar apenas o pedido i mais a distância para coletar apenas o pedido j menos a distância para coletar os dois de forma conjunta.

Passo 2 - Ordene as economias com valores positivos em ordem decrescente.

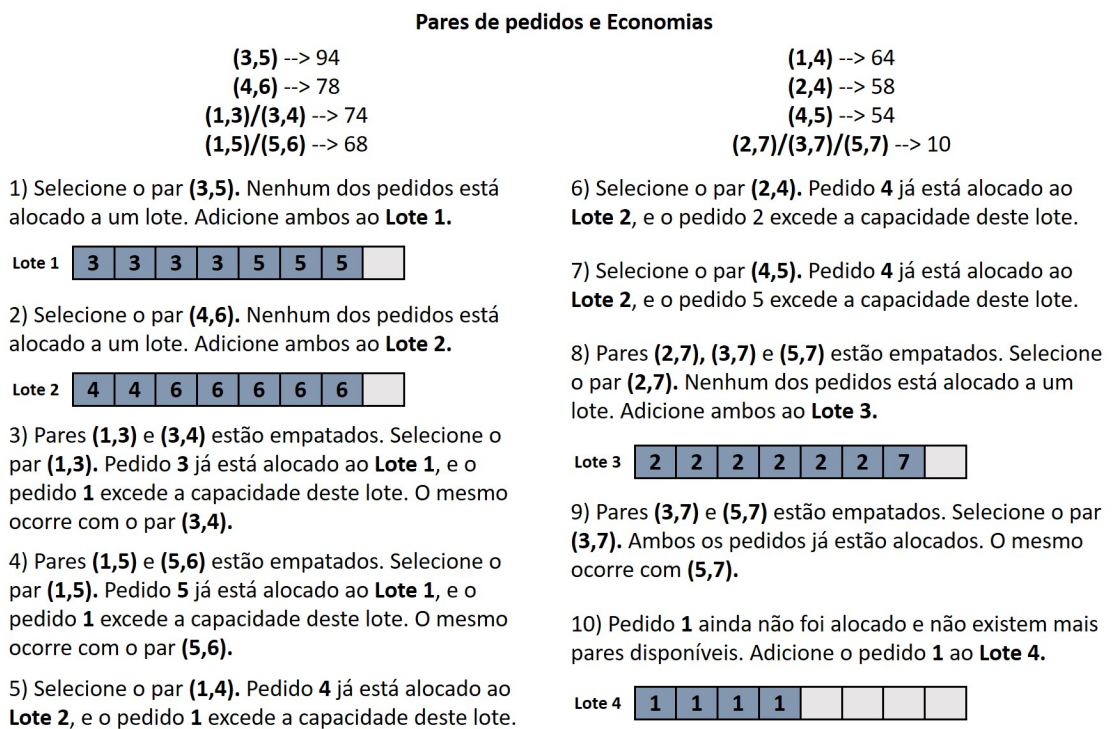
Passo 3 - Selecione o par (i,j) com a maior economia. Em caso de empate, selecione aleatoriamente um par.

Passo 4 - Caso ambos os pedidos do par selecionado ainda não estejam em nenhum lote, aloque-os juntos em novo lote. Caso apenas um dos pedidos do par selecionado já esteja em um lote e se a capacidade deste lote permitir a adição de ambos os pedidos do par selecionado, adicione-os a este lote. Caso ambos os pedidos já estejam alocados em lotes, e a capacidade permitir, faça a junção dos lotes. Em qualquer outro caso, não adicione nenhum dos pedidos a lotes.

Passo 5 - Retorne para a lista de economias e selecione o próximo par de pedidos. Caso todos os pares tenham sido analisados, mas nem todos os pedidos tenham sido alocados em lotes, aloque cada um dos pedidos restantes em lotes próprios.

Considerando o cenário da Figura 8, o passo-a-passo do agrupamento de pedidos utilizando o *Savings Algorithm* é representado na Figura 11.

Figura 11: Passo-a-passo do agrupamento de pedidos utilizando o *Savings Algorithm*



Fonte: Elaborado pelo autor

Neste cenário, os agrupamentos formados são: {1}; {2,7}; {3,5} e {4,6}, e cada um destes será coletado como um pedido único.

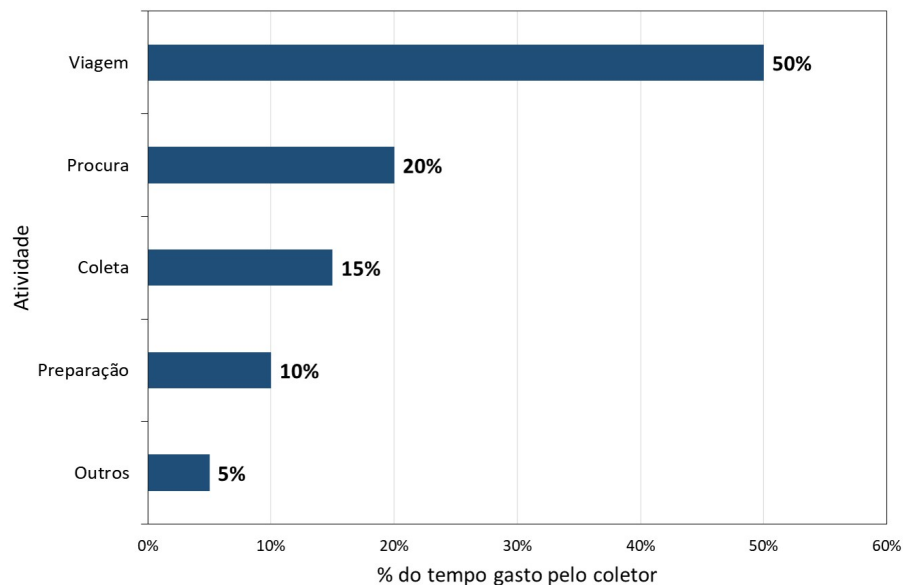
Algumas variações do Algoritmo de Economias, desenvolvidas por Clarke e Wright (1964) e Elsayed e Unay (1989), também levam em conta aspectos como a limitação do número de lotes, novo cálculo das distâncias a cada iteração do algoritmo e separação de

pedidos por tamanho (DE KOSTER; VAN DER POORT; WOLTERS, 1999). Porém, estas apresentam complexidade muito elevada para serem aplicadas de forma prática e rápida, mesmo podendo produzir soluções de agrupamento melhores para a etapa seguinte de roteamento de coleta.

2.6 Roteamento de Coleta

O roteamento de coleta pode ser definido como a escolha do caminho a ser percorrido por um ou mais funcionários para realizar a coleta dos itens presentes em um pedido ou conjunto de pedidos, características que dependem do tipo de coleta e tipo de agrupamento de pedidos propostos pelo armazém. O tempo despendido nesta operação pode ser elevado, visto que um pedido pode conter dezenas de itens, localizados nas mais diversas posições de estoque do armazém. Como pode ser visto na Figura 12, o tempo despendido para se movimentar entre posições de estoque representa aproximadamente metade do tempo de trabalho de um coletor (TOMPKINS et al., 2003).

Figura 12: Percentual de tempo gasto em cada atividade de um coletor de pedidos



Fonte: Adaptado de Tompkins et al. (2003)

Para sistemas de coleta no modelo *Picker-to-Parts* o tempo de viagem é diretamente proporcional à distância percorrida pelo coletor, o que implica no roteamento de coleta ser um dos fatores principais a serem tratados pela gestão com o objetivo de reduzi-lo ao máximo (PETERSEN; SCHMENNER, 1999). A decisão está no âmbito da utilização de métodos exatos ou métodos heurísticos, devido à complexidade do problema, que é

apresentado com mais detalhes a seguir.

O problema de definição da rota de um coletor através de um armazém é comumente definido como uma variação do clássico Problema do Caixeiro Viajante (*Travelling Salesman Problem* - TSP), que teve sua forma geral estudada a partir dos anos 1930. Porém, este problema é considerado NP-Difícil, assim como suas variações (MASAE; GLOCK; GROSSE, 2020). Neste contexto, NP-Difícil pode ser definido como um problema que não pode ser resolvido em tempo polinomial, ou seja, o tempo para encontrar uma solução aumenta muito com o aumento do número de itens em um pedido, neste caso.

Na formulação clássica do TSP o problema pode ser descrito como um vendedor, que inicia uma viagem partindo de sua cidade, tendo que visitar um determinado número de cidades exatamente uma única vez e retornar para sua cidade. As distâncias entre todas as cidades são conhecidas e o vendedor precisa determinar a ordem para visitá-las de modo que a distância total percorrida seja mínima (DE KOSTER; LE-DUC; ROODBERGEN, 2007).

Para a formulação de um TSP comumente se assume um grafo completo $G^{\text{TSP}} = (N, A)$ (SCHOLZ et al., 2016). Neste grafo G , N é o conjunto de nós correspondente ao depósito (nó 0) mais os clientes (nós $1, \dots, n$), e A , o conjunto de arcos (k, l) conectando pares de nós. Seja c_{kl} o custo (ou a distância/tempo) do coletor ir diretamente do nó k para o nó l , tal que $(k, l) \in A$, e seja D_k a demanda requerida pelo cliente k , tal que $k \in N \setminus \{0\}$ (JUNQUEIRA, 2013). Note que o parâmetro D_k só é necessário para problemas com veículo/coletor com limite de capacidade.

Considerando o grafo descrito anteriormente, a formulação de Miller, Tucker e Zemlin (1960) apud Scholz et al. (2016), utiliza as seguintes variáveis:

$$x_{kl} = \begin{cases} 1, & \text{caso o arco } (k, l) \text{ esteja contido no roteiro,} \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

$$h_k : \text{posição do nó } k \text{ no roteiro, } k \in N \setminus \{0\}$$

Deste modo, o TSP pode ser representado da seguinte forma:

$$\min \sum_{(k,l)} c_{kl} \cdot x_{kl} \tag{2.1}$$

$$\sum_{k \in N} x_{kl} = 1 \quad \forall l \in N \quad (2.2)$$

$$\sum_{l \in N} x_{kl} = 1 \quad \forall k \in N \quad (2.3)$$

$$h_k - h_l + (n+1)x_{kl} \leq n \quad \forall (k, l) \in A : k, l \neq 0 \quad (2.4)$$

$$x_{kl} \in \{0, 1\} \quad \forall (k, l) \in A \quad (2.5)$$

$$h_k \geq 0 \quad \forall k \in N \setminus \{0\} \quad (2.6)$$

A Função Objetivo (2.1) minimiza o custo total do roteiro, sendo este custo a distância ou o tempo. As restrições (2.2) e (2.3) garantem que cada nó é visitado exatamente uma vez. As restrições (2.4) excluem a possibilidade de sub-roteiros ao garantir que a posição do nó k no roteiro é menor do que a posição do nó l caso o arco (k, l) seja usado (SCHOLZ et al., 2016). Ademais, as restrições (2.5) e (2.6) definem os domínios das variáveis de decisão, sendo x_{kl} binária e h_k maior ou igual que 0.

Porém, em um armazém com *layout* em bloco, o coletor de pedidos não consegue prosseguir diretamente da localização de um item para outra se estas estiverem em corredores diferentes. Em vez disso, é necessário utilizar um corredor de cruzamento para mudar de um corredor para outro. Este aspecto é negligenciado na formulação clássica do TSP, na qual é assumido um grafo completo. Isto é considerado de forma explícita, entretanto, em formulações de *Steiner* TSP (STSP) (SCHOLZ et al., 2016).

O STSP é um problema de roteamento em nós sem restrições de capacidade que busca o roteiro de menor custo que visite um conjunto conhecido de locais com demanda de serviço, localizados nos vértices de uma determinada rede. O STSP estende a interpretação do TSP de duas formas: 1) A rede de caminhos entre pontos pode não ser completa, ou seja, podem existir pontos não conectados diretamente entre si, e 2) Alguns pontos da rede podem não ter demanda, ou seja, não precisam ser visitados. Mesmo assim, alguns vértices sem demanda devem ser acessados a fim de conectar dois vértices com demanda em um roteiro (RODRIGUEZ-PEREIRA et al., 2019).

Embora algumas formulações iniciais do STSP tenham sido desenvolvidas nos anos

1980, Letchford, Nasiri e Theis (2013) foram os primeiros à introduzir uma formulação alternativa, adaptando diversas formulações de TSP e STSP (RODRIGUEZ-PEREIRA et al., 2019). O problema a ser tratado no presente trabalho encaixa-se muito bem nesta formulação, a ser apresentada adiante. Entretanto, nesta nova formulação, além de x_{kl} e h_k , uma terceira variável, w_{kl}^q , é necessária e é proveniente de uma formulação de Claus (1984). A variável inteira w_{kl}^q define o número de unidades da *commodity* q passando diretamente do vértice k para o nó l , $(k, l) \in A$, $q \in N \setminus \{0\}$. Seu uso e adaptação ao contexto de coleta em um armazém serão detalhados mais adiante.

Ademais, é preciso apresentar o conceito de “nós de *Steiner*” (*Steiner points*), que são os pontos do roteiro que não precisam ser visitados obrigatoriamente. Define-se então o subconjunto P de N , em que os elementos de P são nós que devem ser visitados pelo menos uma vez e $N \setminus P$ são nós de *Steiner* (BURKARD; DENEKO; WOEGERINGER, 1998). Como o conjunto de arcos do STSP também difere do conjunto de arcos A do TSP apresentado anteriormente, este será indicado como \tilde{A} para esta formulação do STSP. A formulação é dada a seguir:

$$\min \sum_{(k,l) \in \tilde{A}} c_{kl} \cdot x_{kl} \quad (2.7)$$

$$\sum_{l \in N: (k,l) \in \tilde{A}} x_{kl} \geq 1 \quad \forall k \in P \quad (2.8)$$

$$\sum_{l \in N: (k,l) \in \tilde{A}} x_{kl} - \sum_{l \in N: (l,k) \in \tilde{A}} x_{lk} = 0 \quad \forall k \in N \quad (2.9)$$

$$\sum_{l \in N: (l,0) \in \tilde{A}} w_{l0}^q - \sum_{l \in N: (0,l) \in \tilde{A}} w_{0l}^q = -1 \quad \forall q \in N \setminus (P \cup \{0\}) \quad (2.10)$$

$$\sum_{l \in N: (l,q) \in \tilde{A}} w_{lq}^q - \sum_{l \in N: (q,l) \in \tilde{A}} w_{ql}^q = 1 \quad \forall q \in N \setminus (P \cup \{0\}) \quad (2.11)$$

$$\sum_{l \in N: (k,l) \in \tilde{A}} w_{kl}^q - \sum_{l \in N: (l,k) \in \tilde{A}} w_{lk}^q = 0 \quad \forall k \in N \setminus \{0\}, q \in N \setminus (P \cup \{0, k\}) \quad (2.12)$$

$$w_{kl}^q \leq x_{kl} \quad \forall (k, l) \in \tilde{A}, q \in N \setminus (P \cup \{0\}) \quad (2.13)$$

$$x_{kl} \in \{0, 1\} \quad \forall (k, l) \in \tilde{A} \quad (2.14)$$

$$w_{kl}^q \geq 0 \quad \forall (k, l) \in \tilde{A}, q \in N \setminus (P \cup \{0\}) \quad (2.15)$$

A Função Objetivo (2.7) é definida da mesma maneira que a do modelo anterior, visando a minimização do custo total do roteiro. As restrições (2.8) garantem que cada nó que não corresponde a um *Steiner Point* é visitado pelo menos uma vez, pois é um ponto que possui demanda e desta forma precisa ser visitado, podendo ser mais de uma vez. As restrições (2.9) garantem que o número de chegadas em um nó (*indegree*) é igual ao número de saídas (*outdegree*) deste.

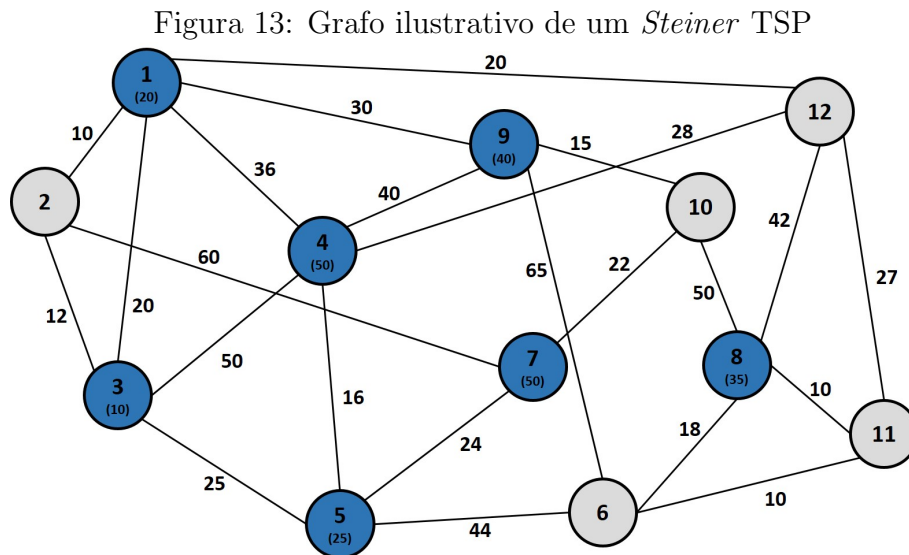
As restrições (2.10) garantem que cada *commodity* q saia do depósito e chegue a um nó, ao passo que as restrições (2.11) garantem que cada nó receba exatamente apenas uma *commodity* (SCHOLZ et al., 2016). Na formulação do STSP, as *commodities* são tratadas como produtos diferentes a serem entregues em pontos diferentes, mas, no contexto de um armazém, é considerada apenas uma *commodity*, que é a “passagem do coletor por um nó”, visto que este não está entregando nada, apenas sua presença nestes locais é necessária.

As restrições (2.12) garantem que as *commodities* possam sair de nós que não sejam seu destino final (nós de *Steiner*), sendo interpretada no contexto de um armazém como a garantia de que o coletor é livre para mover-se por todos os nós do grafo (SCHOLZ et al., 2016). Além disso, as restrições (2.13) garantem que só pode haver um transporte de *commodity* entre dois nós caso este nó seja utilizado no roteiro. Por fim, as restrições (2.14) e (2.15) definem as características das variáveis do problema, sendo a primeira uma variável binária e a segunda uma variável maior que zero.

No STSP relacionado ao contexto de um armazém, um fator importante é a capacidade do coletor, que não aparece nesta formulação. Entretanto, é possível considerar que todos os pedidos feitos são menores ou iguais à capacidade do coletor por viagem, algo que pode já ser garantido na etapa anterior de agrupamento de pedidos, eliminando a necessidade desta restrição adicional.

A Figura 13 apresenta um grafo bastante simples ilustrando a formulação de um STSP, possuindo nós numerados de 1 à 12 e 22 arcos ligando pares de nós. Os “custos” (ou distâncias/tempos) de cada arco estão definidos pelo valor acima de cada um e as demandas de cada nó aparecem entre parênteses abaixo da numeração destes. É necessário

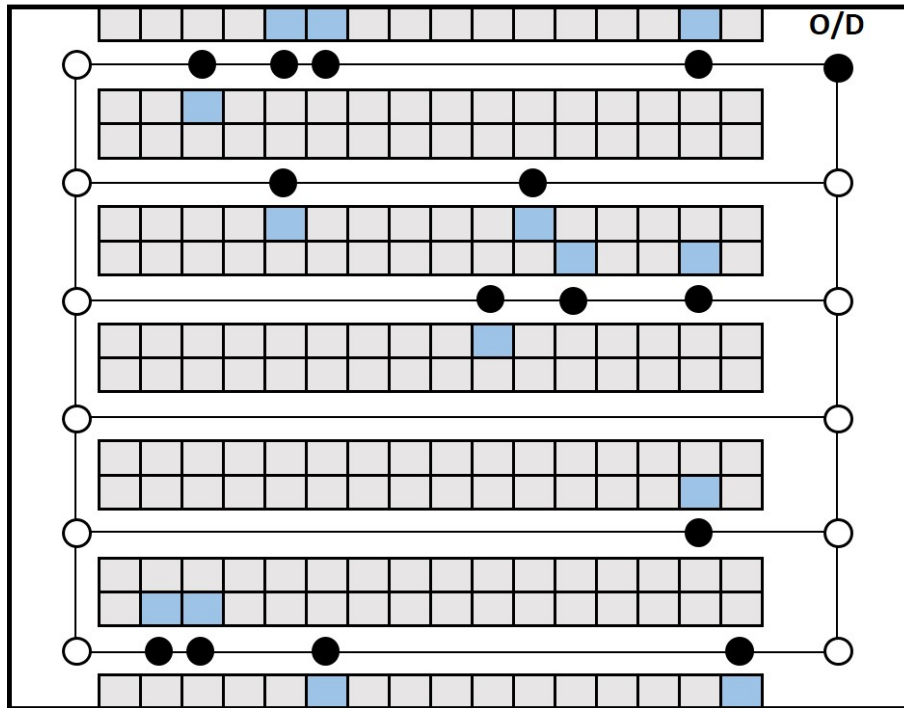
destacar que, como descrito na formulação do STSP, podem não existir arcos para ligar todos os pares de nós e estes últimos, por sua vez, podem não possuir demanda (*Steiner Points*), estando nesta figura coloridos de cinza.



Fonte: Adaptado de Rivlin (2018)

A Figura 14 ilustra um grafo, como o apresentado na Figura 13, no contexto de um armazém, sendo os pontos pretos os locais a serem obrigatoriamente visitados (círculos azuis no grafo) e os pontos de *Steiner* são os pontos brancos (círculos cinza no grafo) necessários para conectar dois pontos a serem visitados pelo coletor no roteiro. Deve-se atentar à necessidade de incluir os pontos de Origem e Destino, ou alternativamente o ponto O/D, no conjunto de pontos obrigatoriamente visitados.

Figura 14: Ilustração de um STSP no contexto de um armazém



Fonte: Adaptado de Valle, Beasley e Cunha (2017)

Como já citado anteriormente, a formulação do STSP é um problema NP-Hard e só consegue ser resolvido otimamente em tempo polinomial para situações bastante simples, com poucas variáveis e restrições. Esta limitação levou ao desenvolvimento de uma vasta literatura relacionando o STSP à algoritmos e métodos heurísticos, de modo a obter soluções mais rapidamente e de forma mais intuitiva (memorização mais simples de regras de roteamento por parte dos coletores).

Desta forma, a seguir serão apresentadas heurísticas e estratégias práticas de roteamento, propostas por Hall (1993), Petersen (1997) e Roodbergen e de Koster (2001). É importante notar que as versões a seguir são exclusivas para aplicação no modelo mais simples de armazém, que contém apenas um bloco e dois corredores de cruzamento, um em cada extremidade do bloco. Porém, adaptações destes métodos para aplicação em armazéns com mais de um bloco existem e serão apresentadas mais adiante.

Como padrão, os pontos de Origem e Destino estão localizados no mesmo local e em um dos vértices do armazém. Os corredores de cruzamento mais próximo e mais distante do ponto O/D serão identificados como “frontal” e “posterior”, respectivamente.

2.6.1 *Traversal* ou *S-Shape*

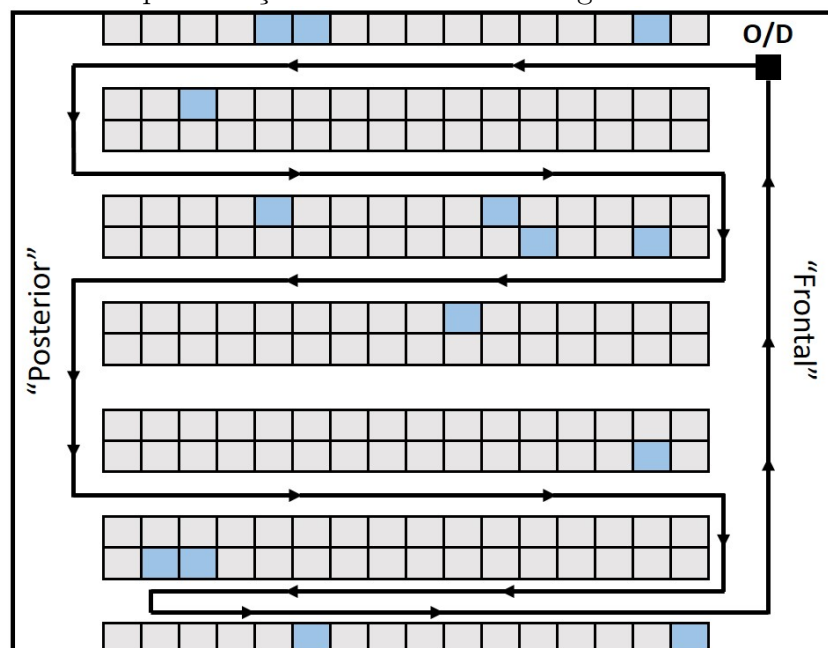
O primeiro método, proposto por Goetschalckx e Ratliff (1988) e apresentado na Figura 15, é conhecido como *Traversal* ou *S-Shape* e possui uma formulação bastante simples: o coletor inicia sua rota partindo do ponto O/D e desloca-se pelo corredor de cruzamento frontal até o acesso do primeiro corredor com itens a serem coletados. Ao chegar neste corredor, o coletor percorre-o por inteiro, independentemente do número de itens a serem coletados neste e de suas posições, deslocando-se ao acesso do próximo corredor com demanda. Em ambos os casos, o coletor retorna ao ponto O/D pelo corredor de cruzamento frontal.

Este processo se repete até o penúltimo corredor com itens a serem coletados, momento no qual o coletor desloca-se para o acesso ao último corredor com demanda e executa uma estratégia um pouco diferente. Caso esteja no corredor de cruzamento posterior, o coletor atravessa o corredor por inteiro e, caso esteja no corredor de cruzamento frontal, vai até o último item a ser coletado e retorna a este corredor de cruzamento pelo mesmo caminho. Em ambos os casos, o coletor retorna ao ponto O/D pelo corredor de cruzamento frontal.

Utilizando esta estratégia, corredores sem demanda não são visitados e corredores com demanda são percorridos apenas uma vez, podendo ser acessados por ambos os corredores de cruzamento.

A Figura 15 a seguir retrata a coleta de itens em um armazém com apenas um bloco, utilizando o método *Traversal*.

Figura 15: Representação de rota realizada seguindo o método *Traversal*



Fonte: Elaborado pelo autor

O algoritmo do método *Traversal* pode ser descrito na forma de um pseudocódigo, como na Figura 16 a seguir:

Figura 16: Pseudocódigo do algoritmo *Traversal*

```

0. Defina o conjunto C de corredores a serem visitados. Ordene os corredores em C do mais próximo ao mais distante de O/D, iniciando com  $c = 1$  até  $c = C$ . Defina o ponto O/D como ponto de partida;

1. Defina  $c = 1$  e desloque-se até o acesso do primeiro corredor em C;
2. Enquanto  $c < C$ :
3.   Percorra o corredor por inteiro e colete os itens nele;
4.   Desloque-se até o acesso do próximo corredor em C;
5.    $c = c + 1$ ;
6. Caso esteja do lado “posterior” do Armazém:
7.   Percorra este corredor por inteiro e colete os itens nele;
8.   Retorne ao ponto O/D pelo corredor de cruzamento frontal;
9. Caso contrário:
10.  Desloque-se, coletando os itens, até o último item a ser coletado neste corredor;
11.  Retorne ao corredor de cruzamento frontal;
12.  Retorne ao ponto O/D;

```

Fonte: Elaborado pelo autor

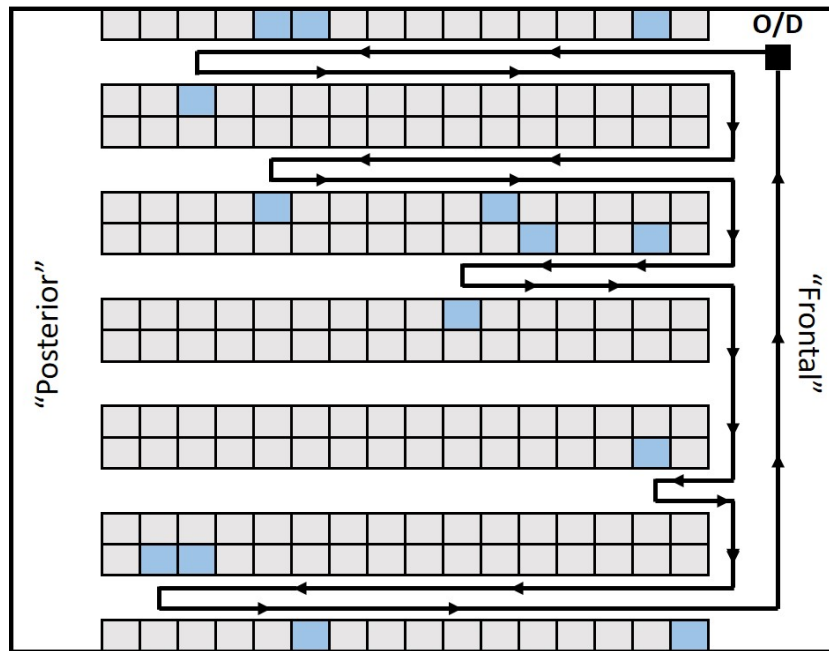
2.6.2 *Return*

O método *Return*, proposto por Petersen (1997) e apresentado na Figura 17, também possui uma abordagem bastante simples. Neste método, assim como no *Traversal*, o coletor inicia a rota no ponto O/D e desloca-se até o acesso do corredor com demanda mais próximo. A partir deste momento, para cada corredor com itens a serem coletados, o coletor ingressa e sai do corredor pelo corredor de cruzamento frontal, percorrendo a distância de ida e volta até o último item a ser coletado neste corredor.

Deve-se destacar que, ao coletar os itens do último corredor com demanda, o coletor retorna ao ponto O/D pelo corredor de cruzamento frontal. Ao utilizar este método, corredores sem demanda não são visitados e corredores com demanda são percorridos apenas uma vez, além de serem acessados apenas por um corredor de cruzamento.

A Figura 17 retrata a coleta de itens em um armazém com apenas um bloco utilizando o método *Return*.

Figura 17: Representação de rota realizada seguindo o método *Return*



Fonte: Elaborado pelo autor

O algoritmo do método *Return* pode ser descrito na forma de um pseudocódigo, como na Figura 18 a seguir:

Figura 18: Pseudocódigo do algoritmo *Return*

0. Defina o conjunto C de corredores a serem visitados. Ordene os corredores em C do mais próximo ao mais distante de O/D , iniciando com $c = 1$ até $c = C$. Defina o ponto O/D como ponto de partida;
1. Defina $c = 1$ e desloque-se até o acesso do primeiro corredor em C ;
2. Enquanto $c < C$:
 3. Desloque-se, coletando os itens, até o último item a ser coletado neste corredor;
 4. Retorne ao corredor de cruzamento frontal;
 5. Desloque-se até o acesso do próximo corredor em C ;
 6. $c = c + 1$;
7. Desloque-se, coletando os itens, até o último item a ser coletado neste corredor;
8. Retorne ao corredor de cruzamento frontal;
9. Retorne ao ponto O/D ;

Fonte: Elaborado pelo autor

2.6.3 *Midpoint*

O método *Midpoint*, proposto por Hall (1993), apresenta um pouco mais de complexidade quando comparado aos anteriores. Neste método define-se uma “fronteira” que divide os corredores exatamente ao meio, separando o armazém no lado “posterior” e “frontal”, como ilustrado na Figura 19. Além disso, as regras de coleta não se aplicam a todos os corredores da mesma maneira, sendo o primeiro e o último corredores com demanda tratados de forma diferenciada.

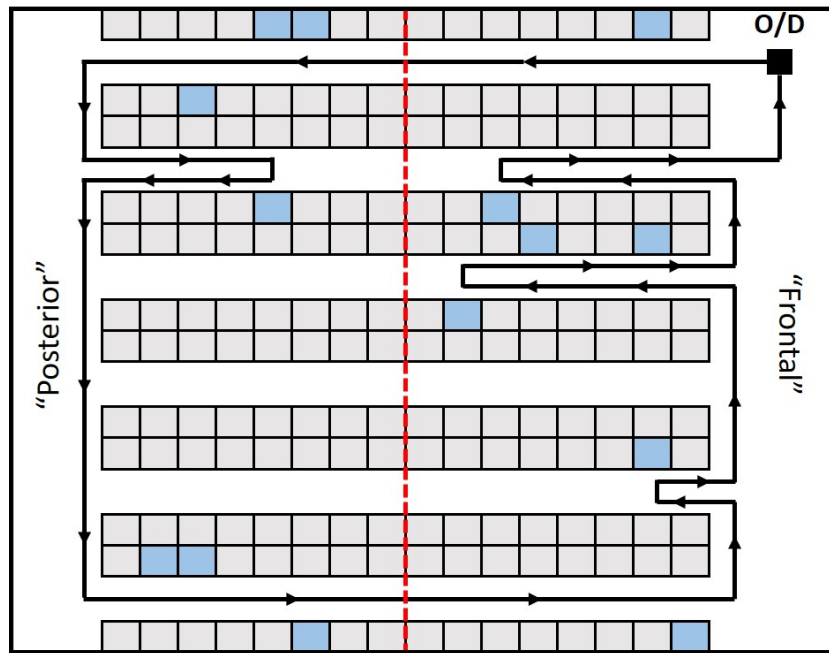
Iniciando a rota no ponto O/D, o coletor desloca-se até o acesso do corredor com demanda mais próximo e, neste momento, caso existam itens a serem coletados (em qualquer corredor) na parte “posterior” do armazém, o coletor atravessa este corredor por inteiro. Estando no corredor de cruzamento posterior, o coletor avança até o próximo corredor com demanda deste lado e percorre este corredor até o último item antes da “fronteira” definida e retorna pelo mesmo caminho. Este processo se repete até o último corredor com demanda, o qual o coletor percorre por inteiro.

Estando de volta no corredor de cruzamento frontal, no acesso ao último corredor com itens, inicia-se o retorno ao ponto O/D. Nesta parte da rota, o coletor acessa os corredores com itens a serem coletados no lado “frontal” (antes da “fronteira”), percorrendo-o até este item e voltando ao corredor de cruzamento pelo mesmo caminho. Isto se repete até não existirem mais corredores com demanda e o coletor retorna ao ponto O/D.

Assim, diferentemente dos métodos *Traversal* e *Return*, o método *Midpoint* permite que um corredor seja visitado duas vezes e acessado por ambos os corredores de cruzamento. No caso de apenas existirem itens a serem coletado no lado “frontal”, o método *Midpoint* é idêntico ao *Return*, pois só é necessário o acesso aos corredores por um lado do armazém.

A Figura 19 retrata a coleta de itens em um armazém com apenas um bloco utilizando o método de *Midpoint*, com uma fronteira dividindo o armazém entre os lados “Frontal” e “Posterior”.

Figura 19: Representação de rota realizada seguindo o método *Midpoint*



Fonte: Elaborado pelo autor

O algoritmo do método *Midpoint* pode ser descrito na forma de um pseudocódigo, como na Figura 20 a seguir:

Figura 20: Pseudocódigo do algoritmo *Midpoint*

```

0. Defina o conjunto C de corredores a serem visitados. Ordene os corredores em C do mais próximo ao mais distante de O/D, iniciando com  $c = 1$  até  $c = C$ . Defina o ponto O/D como ponto de partida e uma “fronteira” que corta os corredores exatamente ao meio (separando os lados frontal e posterior);

1. Defina  $c = 1$  e desloque-se até o acesso do primeiro corredor em C;
2. Se, em qualquer corredor, existirem itens a serem coletados do lado “posterior”:
3.   Se C possuir apenas um corredor:
4.     Desloque-se, coletando os itens, até o último item a ser coletado neste corredor;
5.     Retorne ao corredor de cruzamento frontal;
6.     Retorne ao ponto O/D;
7.   Caso contrário:
8.     Percorra o corredor por inteiro e colete os itens neste;
9.     Desloque-se até o acesso do próximo corredor em C;
10.     $c = c + 1$ 
11.    Enquanto  $c < C$ :
12.      Se o corredor possuir itens a serem coletados do lado “posterior”:
13.        Desloque-se até o último item a ser coletado neste corredor antes da fronteira;
14.        Retorne ao corredor de cruzamento posterior;
15.        Desloque-se até o acesso do próximo corredor em C;
16.      Caso contrário:
17.        Desloque-se até o acesso do próximo corredor em C;
18.         $c = c + 1$ 
19.      Percorra o corredor por inteiro e colete os itens neste;
20.      Enquanto  $c > 1$ :
21.        Se o corredor possuir itens a serem coletados do lado “frontal”:
22.          Desloque-se até o último item a ser coletado neste corredor antes da fronteira;
23.          Retorne ao corredor de cruzamento frontal;
24.          Desloque-se até o acesso do próximo corredor em C;
25.        Caso contrário:
26.          Desloque-se até o acesso do próximo corredor em C;
27.           $c = c - 1$ 
28.      Retorne ao ponto O/D;
29. Caso contrário:
30.   Enquanto  $c < C$ :
31.     Desloque-se, coletando os itens, até o último item a ser coletado neste corredor;
32.     Retorne ao corredor de cruzamento frontal;
33.     Desloque-se até o acesso do próximo corredor em C;
34.      $c = c + 1$ ;
35. Desloque-se, coletando os itens, até o último item a ser coletado neste corredor;
36. Retorne ao corredor de cruzamento frontal;
37. Retorne ao ponto O/D;

```

Fonte: Elaborado pelo autor

2.6.4 *Largest Gap*

O método *Largest Gap*, ou Maior Intervalo, também proposto por Hall (1993), assemelha-se de certa forma ao método anterior quanto ao acesso aos corredores, mas possui uma preparação mais complexa. Neste método, para cada corredor com demanda, é definida uma seção deste que não pode ser percorrida na coleta, chamada de “maior intervalo”, como ilustrado na Figura 21. O “maior intervalo” é definido pela maior distância, sem itens a serem coletados, entre dois itens ou entre um item e a extremidade do corredor

mais próxima deste.

Da mesma forma que os outros métodos, inicia-se a rota no ponto O/D e desloca-se até o acesso do corredor com demanda mais próximo. Neste momento, caso existam itens (em qualquer corredor) que só podem ser acessados pelo corredor de cruzamento posterior devido aos “maiores intervalos”, o coletor percorre o primeiro corredor por inteiro, ignorando o “maior intervalo” deste.

Estando do lado “posterior”, o coletor percorre o corredor de cruzamento posterior acessando os corredores com demanda, deslocando-se até o último item antes do “maior intervalo” deste corredor e retornando pelo mesmo caminho ao corredor de cruzamento. Este processo se repete até o último corredor com demanda, que é percorrido por inteiro, ou seja, ignora-se o “maior intervalo” deste.

Estando de volta no corredor de cruzamento frontal, no acesso ao último corredor com itens, inicia-se o retorno ao ponto O/D, assim como no método *Midpoint*. Nesta parte da rota, o coletor acessa os corredores com itens ainda a serem coletados e percorre estes até o último item antes do “maior intervalo”, voltando ao corredor de cruzamento pelo mesmo caminho. Isto se repete até não existirem mais corredores com demanda e o coletor retorna ao ponto O/D.

Da mesma forma que no método *Midpoint*, caso todos os itens possam ser coletados acessando os corredores pelo corredor de cruzamento frontal, o método *Largest Gap* é idêntico ao *Return*. Além disso, caso um corredor possua dois intervalos de mesmo tamanho e que sejam os maiores, define-se aleatoriamente apenas um destes como o “maior intervalo”.

A Figura 21 retrata a coleta de itens em um armazém com apenas um bloco utilizando o método *Largest Gap*, com o maior intervalo sendo evidenciado com uma textura hachurada.

Figura 22: Pseudocódigo do algoritmo *Largest Gap*

```

0. Defina o conjunto C de corredores a serem visitados. Ordene os corredores em C do mais próximo ao mais
   distante de O/D, iniciando com  $c = 1$  até  $c = C$ . Defina o ponto O/D como ponto de partida e uma "fronteira"
   que corta os corredores exatamente ao meio (separando os lados frontal e posterior);

1. Para cada corredor em C, identifique o maior intervalo entre dois itens a serem coletados ou entre um
   item e um acesso ao corredor. Nenhum ponto deste intervalo pode ser percorrido;
2. Defina  $c = 1$  e desloque-se até o acesso do primeiro corredor em C;
3. Se, em qualquer corredor, existirem itens a serem coletados do lado "posterior":
4.     Se C possuir apenas um corredor:
5.         Desloque-se, coletando os itens, até o último item a ser coletado neste corredor;
6.         Retorne ao corredor de cruzamento frontal;
7.         Retorne ao ponto O/D;
8.     Caso contrário:
9.         Percorra o corredor por inteiro e colete os itens neste;
10.        Desloque-se até o acesso do próximo corredor em C;
11.         $c = c + 1$ 
12.        Enquanto  $c < C$ :
13.            Se o corredor possuir itens a serem coletados antes do "maior intervalo":
14.                Desloque-se até o último item a ser coletado antes do "maior intervalo";
15.                Retorne ao corredor de cruzamento posterior;
16.                Desloque-se até o acesso do próximo corredor em C;
17.            Caso contrário:
18.                Desloque-se até o acesso do próximo corredor em C;
19.                 $c = c + 1$ 
20.            Percorra o corredor por inteiro e colete os itens neste;
21.            Enquanto  $c > 1$ :
22.                Se o corredor ainda possuir itens a serem coletados:
23.                    Desloque-se até o último item a ser coletado antes do "maior intervalo";
24.                    Retorne ao corredor de cruzamento frontal;
25.                    Desloque-se até o acesso do próximo corredor em C;
26.                Caso contrário:
27.                    Desloque-se até o acesso do próximo corredor em C;
28.                     $c = c - 1$ 
29.            Retorne ao ponto O/D;
30. Caso contrário:
31.     Enquanto  $c < C$ :
32.         Desloque-se, coletando os itens, até o último item a ser coletado neste corredor;
33.         Retorne ao corredor de cruzamento frontal;
34.         Desloque-se até o acesso do próximo corredor em C;
35.          $c = c + 1$ ;
36. Desloque-se, coletando os itens, até o último item a ser coletado neste corredor;
37. Retorne ao corredor de cruzamento frontal;
38. Retorne ao ponto O/D;

```

Fonte: Elaborado pelo autor

2.6.5 *Composite* ou Combinado

O método *Composite*, elaborado por Petersen (1995), é uma estratégia de roteamento que combina duas já apresentadas anteriormente, *Traversal* e *Return*. Neste método, o coletor possui as alternativas de percorrer o corredor por inteiro ou retornar pelo mesmo caminho que veio após coletar os itens neste, sendo a decisão feita com base na distância

para coleta dos itens mais distantes de dois corredores adjacentes (MASAE; GLOCK; GROSSE, 2020).

Neste método, cada corredor que contenha itens é visitado exatamente uma vez e acessado apenas por um corredor de cruzamento. Este método é o mais complexo e, conseqüentemente, o menos intuitivo, a ser apresentado neste trabalho, pois faz uso de Programação Dinâmica para construção das rotas (ROODBERGEN; DE KOSTER, 2001).

Para a aplicação do método, é definido que o coletor inicia sua rota no ponto O/D e desloca-se até o corredor mais próximo que possui itens a serem coletados (identificado como l) e termina no corredor mais distante que possui itens a serem coletados (identificado como r). Ainda é definido L_j^x o sub-roteiro que visita todos os pontos de coleta nos corredores desde o corredor l até o corredor j , por meio da classe de sub-roteiros x , que pode ser “p” (posterior) ou “f” (frontal).

As classes de sub-roteiros diferenciam-se pelo ponto em que estes terminam, ou seja, em qual corredor de cruzamento o coletor estará ao final do corredor j . Mais detalhes sobre estas classes são apresentados a seguir.

L_j^p - sub-roteiro que termina no corredor de cruzamento posterior

L_j^f - sub-roteiro que termina no corredor de cruzamento frontal

Na construção dos sub-roteiros L_j^x existem dois tipos de movimentos, sendo o primeiro o deslocamento de coleta, ou seja, “dentro” de um corredor, e o segundo o deslocamento entre corredores consecutivos, ou seja, aquele feito pelos corredores de cruzamento. Para cada um destes tipos de movimentos existem modos de realizá-los, que serão apresentados a seguir.

Tratando do primeiro movimento, este pode ser realizado de quatro formas diferentes:

t_1 - coletor atravessa completamente o corredor

t_2 - coletor não entra no corredor

t_3 - coletor entra e sai do corredor pelo corredor de cruzamento frontal

t_4 - coletor entra e sai do corredor pelo corredor de cruzamento posterior

Deve-se destacar que t_2 só pode ser utilizada caso o corredor em questão não possua itens a serem coletados (ROODBERGEN; DE KOSTER, 2001).

Já para o segundo movimento, existem apenas duas formas de realizá-lo:

t_p - coletor percorre a distância entre os corredores pelo corredor de

cruzamento posterior

t_f - coletor percorre a distância entre os corredores pelo corredor de cruzamento frontal

Com os modos de realizar cada movimento do sub-roteiro, o método *Composite* constrói o roteiro de forma dinâmica, selecionando a melhor opção (menor distância/tempo) de sub-roteiro a cada corredor até incluir todos os corredores com demanda, obtendo o sub-roteiro final (ou roteiro completo) L_r^f . A Programação Dinâmica é realizada da seguinte forma:

Passo 1 - Definição Inicial

Partindo do corredor j , defina $L_l^p = t_1$ e $L_l^f = t_3$. Ao fazer isso, definem-se os sub-roteiros para percorrer o primeiro corredor com demanda, sendo L_l^p o deslocamento por toda a extensão do corredor (t_1) e L_l^f o deslocamento até o último item e o retorno ao corredor de cruzamento frontal (t_3);

Passo 2 - Iterações

Para cada corredor posterior à l e anterior à r ($l + 1 \leq j \leq r - 1$), determine L_j^p e L_j^f da seguinte maneira:

Se o corredor j possui itens a serem coletados:

$$L_j^p = \min(L_{j-1}^p + t_p + t_4 ; L_{j-1}^f + t_f + t_1)$$

$$L_j^f = \min(L_{j-1}^f + t_f + t_3 ; L_{j-1}^p + t_p + t_1)$$

Estas expressões definem, ao final do corredor j , os sub-roteiros de menor distância até o momento (inclui corredores antes de j) que terminam, respectivamente, no corredor de cruzamento posterior e no corredor de cruzamento frontal. Cada termo dentro dos parênteses representa o melhor sub-roteiro do corredor anterior mais um movimento de percorrimento de corredor e um movimento de deslocamento entre corredores, de forma a resultar na conclusão do lado “p” ou “f” do corredor.

Caso j não possua itens a serem coletados:

$$L_j^p = L_{j-1}^p + t_p$$

$$L_j^f = L_{j-1}^f + t_f$$

Estas expressões apenas retratam o movimento entre corredores pelo corredor de cruzamento posterior e frontal, respectivamente.

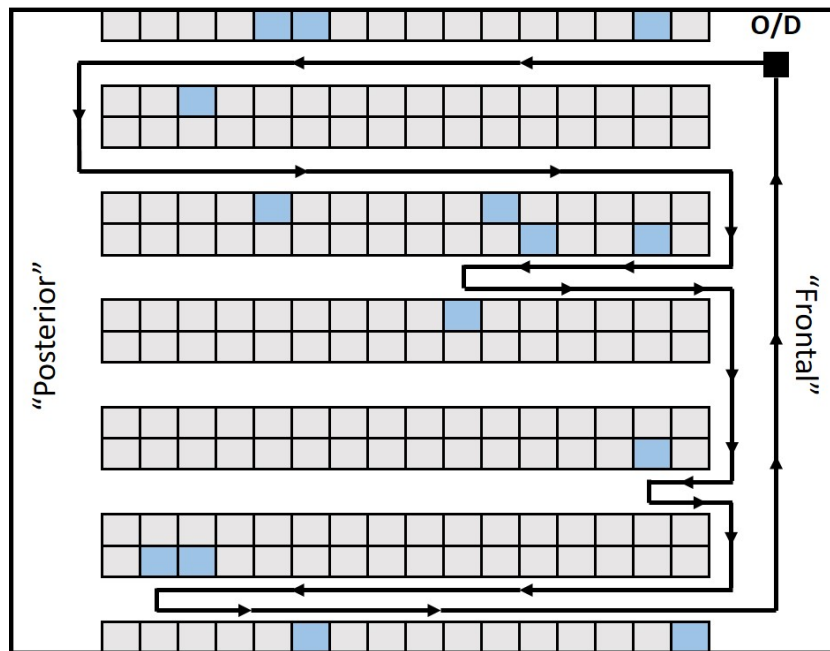
Passo 3 - Conclusão

Para o último corredor r determine apenas L_r^f da mesma forma como no *Passo 2*, obtendo assim o roteiro completo de coleta. Note que não é necessário calcular L_r^p pois o corredor r é o último com demanda e o roteiro precisa terminar no corredor de cruzamento frontal, impedindo o coletor de utilizar este sub-roteiro (ROODBERGEN; DE KOSTER, 2001).

Ao concluir os passos descritos, a distância do roteiro de coleta é definida por L_r^f mais a distância entre o acesso frontal do corredor l e o ponto O/D, mais a distância entre o acesso frontal do corredor r e o ponto O/D.

A Figura 23 retrata a coleta de itens em um armazém com apenas um bloco utilizando o método *Composite*.

Figura 23: Representação de rota realizada seguindo o método *Composite*



Fonte: Elaborado pelo autor

Este método possui resultados consistentemente melhores que os anteriores em diversas situações, entretanto, como citado anteriormente, é muito mais elaborado e desta forma muito mais complexo de ser entendido e aplicado por um coletor em seu trabalho diário. Desta forma, um novo método, baseado neste, é proposto no presente trabalho e será chamado de *Composite**, mantendo as características de combinação entre os métodos *Traversal* e *Return*, mas excluindo a complexidade da Programação Dinâmica.

2.6.6 *Composite** ou Combinado*

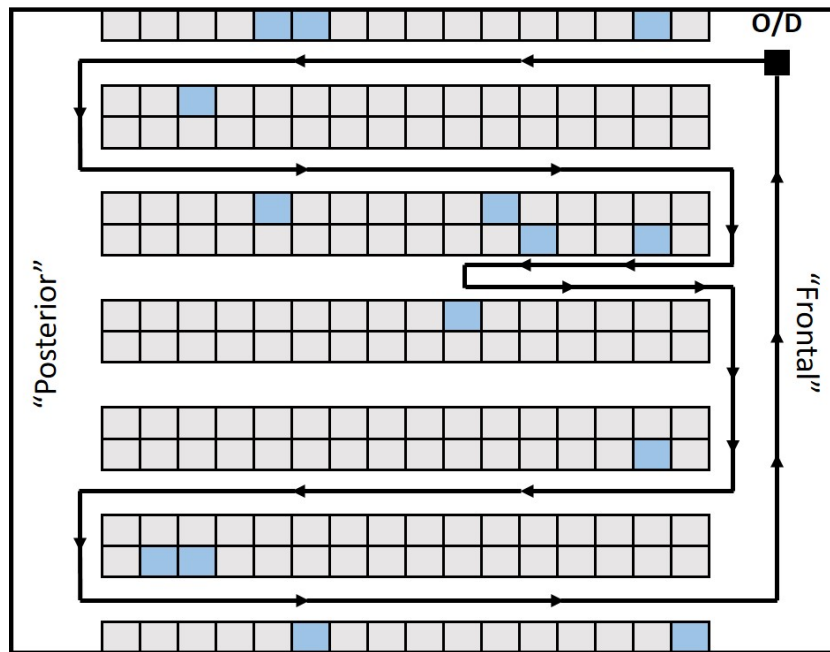
Como comentado na seção anterior, o método *Composite** é definido de forma bastante semelhante ao *Composite* original, sendo também baseado nos métodos *Traversal* e *Return*. Diferentemente dos métodos *Midpoint* e *Largest Gap*, no *Composite** cada corredor com demanda é acessado apenas uma vez e pode ser percorrido de forma integral, como ilustrado na Figura 24.

Iniciando no ponto O/D, o coletor desloca-se até o acesso do corredor com demanda mais próximo, possuindo neste momento duas opções: 1) Atravessar o corredor por inteiro coletando todos os itens neste e 2) Entrar no corredor, avançar até o item mais distante neste e retornar pelo mesmo caminho, saindo pela extremidade por onde entrou. Independentemente da decisão, o coletor estará em um dos corredores de cruzamento e avançará até o acesso do próximo corredor com demanda.

A decisão entre as opções 1 e 2 é definida pela distância percorrida até o corredor de cruzamento após a coleta dos itens, que deve ser a menor entre as duas. Isto se repete até o penúltimo corredor com demanda, pois o último corredor é percorrido por inteiro caso o coletor esteja no lado “posterior” e, caso contrário, é percorrido apenas até o item mais distante. Em ambos os casos, o coletor retorna ao ponto O/D pelo corredor de cruzamento frontal.

A Figura 24 retrata a coleta de itens em um armazém com apenas um bloco utilizando o método *Composite**.

Figura 24: Representação de rota realizada seguindo o método *Composite**



Fonte: Elaborado pelo autor

Ao comparar os roteiros definidos pelos métodos *Composite* e *Composite**, percebe-se que o primeiro possui uma solução melhor, pois a distância total percorrida é menor. Isto ocorre devido a uma pequena diferença no roteiro (penúltimo e último corredores), pois o método *Composite*, ao utilizar Programação Dinâmica, identifica que, mesmo percorrendo uma distância maior no penúltimo corredor, este roteiro será mais curto ao considerar o resultado final.

O algoritmo do método *Composite** pode ser descrito na forma de um pseudocódigo, como na Figura 25 a seguir:

Figura 25: Pseudocódigo do algoritmo *Composite**

```

0. Defina o conjunto C de corredores a serem visitados. Ordene os corredores em C do mais próximo
ao mais distante de O/D, iniciando com  $c = 1$  até  $c = C$ . Defina o ponto O/D como ponto de partida;

1. Defina  $c = 1$  e desloque-se até o acesso do primeiro corredor em C;
2. Enquanto  $c < C$ :
3.     Se a distância para coletar o último item deste corredor e retornar ao corredor de
        acesso for maior do que o comprimento do corredor:
4.         Percorra o corredor por inteiro e colete os itens neste;
5.         Desloque-se até o acesso do próximo corredor em C;
6.          $c = c + 1$ ;
7.     Caso contrário:
8.         Desloque-se, coletando os itens, até o último item a ser coletado neste corredor;
9.         Retorne ao corredor de cruzamento por onde acessou o corredor;
10.        Desloque-se até o acesso do próximo corredor em C;
11.         $c = c + 1$ ;
12. Caso esteja do lado “posterior” do Armazém:
13.     Percorra este corredor por inteiro e colete os itens deste;
14.     Retorne ao ponto O/D pelo corredor de cruzamento frontal;
15. Caso contrário:
16.     Desloque-se, coletando os itens, até o último item a ser coletado neste corredor;
17.     Retorne ao corredor de cruzamento frontal;
18.     Retorne ao ponto O/D;

```

Fonte: Elaborado pelo autor

2.6.7 Adaptações a Armazéns com Mais de um Bloco

Como comentado anteriormente, os métodos apresentados até agora, da forma como foram descritos, são exclusivos para aplicação em um armazém com apenas um bloco. Porém, existem adaptações relativamente simples, apresentadas em Masae, Glock e Grosse (2020) e van Gils et al. (2018), que permitem a utilização destes em armazéns com múltiplos blocos. A Figura 26, que representa um armazém com três blocos e roteamento seguindo o método *Traversal*, auxilia na compreensão destas adaptações.

Figura 26: Exemplo de rota de coleta e um armazém com mais de um bloco



Fonte: Elaborado pelo autor

A primeira adaptação a ser considerada é o tratamento independente de cada bloco, ou seja, os métodos são aplicados em um bloco do armazém por vez, iniciando-se sempre pelo bloco mais distante de O/D e terminando no mais próximo. Desta forma, as regras de percorrimento de corredores são aplicadas aos sub-corredores de cada bloco e o Corredor de Cruzamento frontal de um bloco será o Corredor de Cruzamento posterior do bloco a ser coletado em sequência. Na Figura 26, a rota de cada bloco é destacada com uma cor diferente.

A segunda adaptação define que, para a sub-rota de cada bloco, o ponto de Origem e Destino do coletor não precisam ser o mesmo, visto que não há necessidade de iniciar e concluir esta sub-rota no mesmo ponto para cada bloco individualmente, apenas a rota “geral” que envolve todos os blocos precisa iniciar e terminar no ponto O/D. Os pontos de Origem e Destino das sub-rotas serão definidos como O' e D', respectivamente, sendo o ponto D' de um bloco o ponto O' do bloco a ser coletado em sequência.

Por fim, a terceira adaptação diz respeito à movimentação de volta para o primeiro bloco de coleta. Nos métodos para um único bloco, a coleta inicia-se sempre pelo corredor mais próximo de O/D que possui itens a serem coletados. No caso de múltiplos blocos, o coletor se desloca para o ponto O' do bloco mais distante pelo primeiro corredor que possua itens, considerando todos os blocos. Neste deslocamento, caso existam itens a serem coletados nos sub-corredores em que o coletor passa, estes itens já são coletados, sendo esta característica ilustrada na Figura 26 pela rota na cor preta.

Embora a Figura 26 ilustre a aplicação do método *Traversal*, estas adaptações também se aplicam a todos os métodos de roteamento de coleta apresentados anteriormente.

3 DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

Com o objetivo de introduzir o problema tratado no trabalho ao leitor e caracterizá-lo de forma mais detalhada, neste capítulo serão apresentadas as definições e delimitações do problema.

3.1 Apresentação do Problema

Como descrito anteriormente, este trabalho tem como objetivo geral a resolução do Problema de Roteamento de Coleta, seja em um armazém ou no caso adaptado de supermercados. No primeiro caso, discutido no capítulo 4, o problema engloba também as atividades de Alocação de SKUs e Agrupamento de Pedidos, ao passo que o segundo caso, discutido no capítulo 5, considera apenas a atividade de Roteamento de Coleta. Em ambos os casos, a escolha por analisar apenas métodos simples se dá por sua simplicidade de aplicação e baixa necessidade computacional, o que permite uma utilização mais ampla destes na prática.

Para o primeiro caso, os cenários criados levam em conta algumas das principais características de armazéns e que podem afetar de forma relevante o desempenho, de forma individual ou combinada, dos métodos a serem considerados. A Figura 27 ilustra, de forma simples, a relação das atividades tratadas e sua relação com o problema. As características do armazém, provenientes das decisões estratégicas e de fatores externos à empresa, funcionam como *inputs* de informações para as Atividades de Armazenagem, que por sua vez possuem relações entre si, e que afetam o resultado do indicador avaliado, a distância percorrida, e, consequentemente, o tempo despendido pelo coletor.

Figura 27: Relação entre características de um Armazém e Atividades de Armazenagem



Fonte: Elaborado pelo autor

- Características do Armazém

Como retratado na Figura 27, existem diversas características que definem um armazém e sua operação. Estes fatores serão considerados para a construção dos cenários a serem avaliados, posteriormente, utilizando os métodos propostos para cada uma das Atividades de Armazenagem descritas.

Fatores como Número de Corredores, Número de posições-paleta e *Layout* do Armazém envolvem a forma com que o armazém foi projetado e construído, definindo características como o comprimento e largura do armazém, presença ou não de uma Área de Coleta Avançada, número de Corredores de Cruzamento e posicionamento do ponto O/D. As decisões envolvidas na definição destes fatores são consideradas estratégicas e requerem muito esforço e investimento para serem alteradas, tornando os fatores citados como definitivos em um armazém.

Por outro lado, os dois fatores relacionados ao tamanho dos pedidos (“Número de itens por pedido” e “Variedade do tamanho dos pedidos”) não são definidos pelo armazém, e sim pelo mercado, e por isso podem variar ao longo do tempo, cabendo à empresa adequar sua operação a estas mudanças. É possível que uma empresa receba apenas pedidos com muitos itens ou o oposto, ou que receba pedidos de tamanhos muito variados. Tratando da variabilidade dos fatores, a Capacidade de Carga do Coletor é diferente das já apresentadas, pois os equipamentos utilizados por este podem ser alterados de maneira relativamente fácil, mas o ideal é que seja mantido um padrão que possibilite a coleta de forma completa e eficiente.

- Atividades de Armazenagem

As três atividades de armazenagem apresentadas na Figura 27 serão as utilizadas na avaliação do indicador do problema, que é a distância (e o tempo) no Problema de Roteamento de Coleta em um armazém.

As atividades são apresentadas na ordem em que ocorrem no armazém, sendo a Alocação de SKUs definida por um conjunto de regras, chamado de Política de Alocação de SKUs (descrito na seção 2.4) que define a posição-paleta de cada um dos SKUs a serem estocados. Os primeiros fatores descritos no item “Características do Armazém” são levados em consideração no momento da alocação dos SKUs, pois estes são distribuídos ao longo de todos os corredores e posições-paleta.

O Agrupamento de Pedidos (descrito na seção 2.5) acontece após a chegada dos pedidos e depende da Política de Alocação de SKUs, visto que os métodos aplicados precisam de informações de posição e distância entre SKUs. Além disso, o tamanho dos pedidos e a Capacidade de Carga do Coletor são fatores importantíssimos na etapa de Agrupamento dos Pedidos.

Por fim, o Roteamento de Coleta (descrito na seção 2.6) define o caminho a ser percorrido no armazém para a coleta dos itens dos pedidos, o que influencia diretamente a distância, sendo este o indicador avaliado. Este caminho pode ser definido de diversas formas e é fortemente dependente da forma com que os pedidos foram agrupados na etapa anterior. Desta forma, é possível perceber a intensa relação entre as características do armazém e as atividade de armazenagem.

3.2 Definição do Problema

Como apresentado no capítulo anterior, o Problema de Roteamento de Coleta em um armazém pode ser interpretado como um *Steiner Travelling Salesman Problem* e pode ser resolvido de forma ótima por métodos exatos, com alta demanda computacional, ou de forma não comprovadamente ótima, mas satisfatória em termos computacionais, por métodos heurísticos. Além disso, a literatura afirma que o Agrupamento de Pedidos e a Política de Alocação de SKUs afetam diretamente a construção das rotas de coleta.

Deste modo, este trabalho busca resolver o STSP utilizando a combinação entre métodos simples de Roteamento de Coleta, Agrupamento de Pedidos e Políticas de Alocação de SKUs para armazéns com diversas características, por meio de experimentações de

cenários. Como já mencionado, devido à complexidade de alguns métodos e à característica NP-difícil do problema em questão, é necessário delimitar quais métodos serão utilizados e quais variantes serão consideradas nos cenários.

Neste trabalho, para a resolução do STSP nos diferentes cenários, são feitas as seguintes restrições:

- A capacidade (em número de itens) de coleta por viagem é conhecida e finita, sendo maior ou igual que qualquer pedido individual.
- Todos os SKUs do armazém ocupam o mesmo espaço no veículo de coleta e ocupam apenas uma coluna de posições-paleta no armazém. Além disso, uma coluna de posições-paleta possui apenas um tipo de SKU.
- O horizonte de planejamento é mono-periódico, ou seja, já são conhecidos os pedidos e itens a serem coletados antes do início da operação em si e não são adicionados mais pedidos ao longo desta.
- O ponto de início da rota de coleta é o mesmo ponto de término, conhecido como ponto O/D.
- Os casos tratados não consideram Zoneamento, ou seja, o armazém não é dividido em zonas e o coletor pode percorrer este por inteiro.

4 APLICAÇÃO A DIFERENTES CONFIGURAÇÕES DE ARMAZÉNS

Com o objetivo de apresentar ao leitor como o problema foi modelado e abordado de forma computacional, neste capítulo serão descritos os parâmetros utilizados na criação dos cenários para a experimentação e os resultados obtidos. O foco destes experimentos é a proposição de recomendações para aplicação de métodos de Operação em Armazéns.

4.1 Planejamento dos Experimentos

Como apresentado anteriormente, este trabalho possui duas frentes de atuação, que retratam o mesmo problema. A primeira diz respeito à avaliação de Políticas de Alocação de SKUs, métodos de Agrupamento de Pedidos e métodos de Roteamento de Coleta, que será realizada por meio da criação de cenários que representem as diferentes características de um armazém.

Para isso, serão realizadas Análises de Variância considerando as três atividades apresentadas nas Seções 2.4, 2.5 e 2.6, cada uma com diferentes níveis (métodos) e aplicadas aos diferentes cenários a serem criados, baseados em dados da literatura e características de mercado. Desta forma, será possível avaliar de forma conjunta as Políticas de Alocação de SKUs e os métodos de Agrupamento de Pedidos e de Roteamento de Coleta em suas capacidades de melhorar a variável resposta considerada, ou seja, a distância total de coleta de um grupo de pedidos.

Para as etapas de criação de cenários e simulação dos métodos, foram elaborados programas na linguagem Python (v. 3.7), utilizando o ambiente de desenvolvimento Sublime Text 3 e processados utilizando um computador pessoal com processador Intel®Core™i5-7200U CPU e 3.1 GHZ, RAM: 8GB. As Políticas de Alocação de SKUs e os métodos de Agrupamento de Pedidos e de Roteamento de Coleta desenvolvidos e implementados são descritos em mais detalhes na Seção 4.1.2.

4.1.1 Geração dos Cenários

De modo a representar uma maior variedade de armazéns e desta forma gerar resultados mais completos e confiáveis para a análise proposta, os cenários modelados possuem 6 fatores de criação, com diferentes níveis para cada um destes. Os fatores selecionados e seus respectivos níveis, baseados na literatura e em dados de mercado, são apresentados em mais detalhes a seguir e agrupados em seguida na Tabela 1.

- **Número de Corredores**

O número de corredores em um armazém pode variar muito, dependendo da área disponível, do *layout* selecionado e das necessidades da empresa em relação ao seu espaço de armazenagem. Na literatura, como em Cano, Correa-Espinal e Gómez-Montoya (2017) e Scholz et al. (2016), o número de corredores utilizados varia de 5 a 30 corredores, porém há uma tendência do aumento de tamanho dos armazéns (MICHEL, 2019). Desta forma, este fator apresenta três níveis, representando armazéns considerados pequenos, médios e grandes, tendo 10 corredores, 25 corredores e 50 corredores, respectivamente. Além disso, a distância entre o acesso de dois corredores adjacentes é considerada como sendo de 3 metros.

- **Comprimento dos Corredores**

Junto com o fator anterior, o comprimento dos corredores é o principal fator que determina a área total de coleta de um armazém e, assim como o número de corredores, também pode variar bastante devido às diferentes características de *layout* do armazém. O comprimento dos corredores está diretamente relacionado ao número de posições de coleta, visto que as dimensões destas são praticamente fixas, pois são destinadas à alocação de apenas um palete.

Na literatura, considera-se comumente corredores com comprimento entre 10 e 100 posições de coleta, o que, considerando os níveis do fator anterior e as dimensões padrão de uma posição de coleta, vai de encontro com as classificações de tamanho de armazéns por área (Pequeno - até 25.000 ft² / Médio - até 100.000 ft² / Grande - maior que 100.000 ft²) (WAREHOUSEONE, 2020). Desta forma, o fator Comprimento dos Corredores é expresso pelo número de posições de coleta e possui 4 níveis, sendo estes: 1) 10 posições de coleta; 2) 25 posições de coleta; 3) 50 posições de coleta e 4) 100 posições de coleta. Além disso, a medida considerada para a largura de uma posição de coleta é de 1 metro.

• Tamanho Médio dos Pedidos

A quantidade média de itens por pedido é um fator fortemente influenciado pelo padrão de demanda dos clientes, ou seja, existem empresas cujos clientes adquirem poucos itens por pedido e empresas cujos clientes adquirem diversos itens por pedido. Nas duas pontas deste espectro estão as empresas de *e-commerce*, com médias próximas a dois itens por pedido (BOYSEN; DE KOSTER; WEIDINGER, 2019), e as empresas de varejo, que podem chegar a dezenas de itens em um único pedido de reposição de estoque (REISER, 2020).

De forma a representar os diferentes tipos de demandas, este fator possui 4 níveis, sendo estes: 1) Média de 2 itens por pedido; 2) Média de 10 itens por pedido; 3) Média de 25 itens por pedido e 4) Média de 50 itens por pedido.

• Variabilidade do Número de Itens

Assim como a média de itens por pedido varia de acordo com a empresa e os padrões de consumo de seus clientes, os pedidos possuem diferenças no número de itens mesmo para uma mesma empresa, e esta variabilidade deve ser considerada. Para isso, o número de itens dos pedidos é gerado considerando uma distribuição Normal com médias de acordo com o fator anterior e desvios-padrão definidos de maneira que as variações de tamanho em 3 desvios-padrão (3σ) não ultrapassem 25% e 50%, para mais e para menos, em relação à média, sendo estes os dois níveis deste fator.

• Corredores de Cruzamento

Uma característica marcante do *layout* de armazéns, como já apresentado anteriormente, a presença ou não de Corredores de Cruzamento (entre blocos) é um fator importante a se considerar na criação dos cenários. Neste trabalho, o fator Corredores de Cruzamento apresenta apenas 2 níveis: 1) Ausência de Corredor de Cruzamento entre blocos (Figura 8) e 2) Presença de Corredor de Cruzamento entre blocos (Figura 4), sendo seu posicionamento sempre no meio do comprimento do armazém, de modo a dividi-lo em 2 blocos de dimensões iguais.

• Capacidade de Coleta

Por fim, o último fator a ser considerado na criação de cenários é a Capacidade de Coleta, ou seja, a quantidade máxima de itens que pode ser coletada em apenas uma

viagem. Este fator influencia diretamente o modo como os pedidos serão agrupados, pois capacidades maiores permitem que mais pedidos sejam coletados em uma mesma viagem, ao passo que capacidades menores limitam este agrupamento. Embora existam poucas análises relacionadas diretamente à Capacidade de Coleta na literatura, nos artigos encontrados este valor varia de 2 a 8 vezes o tamanho do maior pedido, desta forma, para este estudo são considerados 2 níveis: 1) Capacidade 2 vezes o tamanho do maior pedido e 2) Capacidade 5 vezes o tamanho do maior pedido.

Tabela 1: Fatores e Níveis - Geração de Cenários

Fator	Unidade	Nível
Número de Corredores	Corredores de Coleta	A) 10
		B) 25
		C) 50
Comprimento dos Corredores	Posições de Coleta por Corredor	A) 10
		B) 25
		C) 50
		D) 100
Tamanho Médio dos Pedidos	Itens por Pedido	A) 2
		B) 10
		C) 25
		D) 50
Variabilidade do Número de Itens	Variação do Tamanho Médio dos Pedidos	A) $\pm 25\%$
		B) $\pm 50\%$
Corredores de Cruzamento	Número de Blocos	A) 1
		B) 2
Capacidade de Coleta	Proporção do Maior Pedido	A) 2x
		B) 5x

Fonte: Elaborado pelo autor

Desta forma, este trabalho apresenta uma análise com 384 combinações de fatores ($3 \times 4 \times 4 \times 2 \times 2 \times 2$), ou seja, 384 cenários diferentes, abrangendo assim uma ampla gama de tipos de armazéns. Além disso, para cada cenário foram consideradas 5 instâncias geradas aleatoriamente e compostas por 150 pedidos cada, de modo a ampliar a análise por meio de réplicas e obter resultados estatisticamente mais confiáveis.

4.1.2 Métodos Utilizados

Com os diferentes cenários definidos e as instâncias geradas, a análise a ser realizada possui três outros fatores relacionados a operação de armazéns: 1) Políticas de Alocação de SKUs, 2) Métodos de Agrupamento de Pedidos e 3) Métodos de Roteamento de Coleta, que representam as principais atividades consideradas neste trabalho. Cada um destes fatores possui diferentes níveis, caracterizados por alguns dos métodos e estratégias apresentados anteriormente no Capítulo 2, sendo os escolhidos para utilização nas análises dispostos na Tabela 2 a seguir.

Tabela 2: Fatores e Níveis - Operação de Armazéns

Fator	Nível
Política de Alocação de SKUs	1- Alocação Aleatória
	2- Alocação por Classes (Within-Aisle)
	3- Alocação por Classes (Across-Aisle)
Agrupamento de Pedidos	1 - Método Simples: FCFS
	2 - Algoritmo Semente: MNLC + MNII
	3 - Algoritmo Semente: MNLC + MNCA
	4 - Algoritmo Semente: MNLC + RPS
	5 - Algoritmo Semente: MNLC + RPC
	6 - Algoritmo Semente: MNLC + RCG
	7 - Algoritmo Semente: MNCC + MNII
	8 - Algoritmo Semente: MNCC + MNCA
	9 - Algoritmo Semente: MNCC + RPS
	10 - Algoritmo Semente: MNCC + RPC
	11 - Algoritmo Semente: MNCC + RCG
	12 - Algoritmo Semente: MACC + MNII
	13 - Algoritmo Semente: MACC + MNCA
	14 - Algoritmo Semente: MACC + RPS
	15 - Algoritmo Semente: MACC + RPC
	16 - Algoritmo Semente: MACC + RCG
	17 - Algoritmo Semente: MSPCC + MNII
	18 - Algoritmo Semente: MSPCC + MNCA
	19 - Algoritmo Semente: MSPCC + RPS
	20 - Algoritmo Semente: MSPCC + RPC
	21 - Algoritmo Semente: MSPCC + RCG

Tabela 2: Fatores e Níveis - Operação de Armazéns

Fator	Nível
Roteamento de Coleta	1 - <i>Traversal</i>
	2 - <i>Return</i>
	3 - <i>Midpoint</i>
	4 - <i>Largest Gap</i>
	5 - <i>Composite*</i>

Fonte: Elaborado pelo autor

Considerando a quantidade de níveis para cada um dos fatores relacionados a operação de armazéns, este trabalho possui 315 combinações de métodos e estratégias ($3 \times 21 \times 5$), que serão aplicadas a cada um dos 384 cenários com 5 instâncias, totalizando 604800 experimentos diferentes.

• Política de Alocação de SKUs

Como já comentado na Seção 2.4, este fator, que define o modo como cada SKU é distribuído nas posições-paleta, possui três níveis a serem considerados neste trabalho: 1) Alocação Aleatória (Dedicada), 2) Alocação por Classes (*Within-Aisle*) e 3) Alocação por Classes (*Across-Aisle*). A Alocação por Família de Produtos foi excluída da análise devido à alta complexidade de seus métodos, que necessitariam de dados de demanda agrupada e utilização antecipada de métodos de Roteamento de Coleta, o que estaria além do escopo do presente trabalho.

• Agrupamento de Pedidos

A atividade de Agrupamento de Pedidos é, nesta análise, o fator com o maior número de níveis, pois, além de considerar métodos simples, considera também os Algoritmos Semente (Seção 2.5.2), que internamente possuem duas fases com diferentes “subníveis”, aumentando assim o número de combinações. Neste estudo, são considerados o método simples FCFS (Seção 2.5.1) já apresentado e a combinação de 4 Regras de Seleção de Sementes e 5 Regras de Adição de Ordem, totalizando 21 níveis ($1 + (4 \times 5)$). O Algoritmo de Economias não está incluído na análise devido à necessidade de utilização antecipada de métodos de Roteamento de Coleta.

As Regras de Seleção de Sementes utilizadas são:

- a) Maior Número de Locais de Coleta (MNLC)
- b) Maior Número de Corredores de Coleta (MNCC)
- c) Maior Amplitude de Corredores de Coleta (MACC)
- d) Maior Soma Ponderada de Corredores de Coleta (MSPCC)

Já as Regras de Adição de Ordem utilizadas são:

- a) Maior Número de Itens Idênticos (MNII)
- b) Menor Número de Corredores Adicionais (MNCA)
- c) Regra do Pedido Semente (RPS)
- d) Regra do Pedido Candidato (RPC)
- e) Regra do Centro de Gravidade (RCG)

• Roteamento de Coleta

Este fator, que representa a última atividade da coleta de pedidos, define o modo como o armazém será percorrido para a coleta de itens de um pedido, processo que consome bastante tempo dos funcionários do armazém e é considerado chave para a eficiência da operação deste. Como comentado anteriormente, neste estudo são considerados apenas métodos simples e de fácil implementação por parte dos coletores, que devem ser capazes de aplicar os métodos de forma intuitiva, ao mesmo tempo em que os métodos devem produzir soluções de roteamento com desempenho satisfatório.

Desta forma, o fator Roteamento de Coleta possui 5 níveis (métodos) a serem considerados no presente estudo, sendo estes: 1) *Traversal*, 2) *Return*, 3) *Midpoint*, 4) *Largest Gap* e 5) *Composite**, todos estes apresentados ao longo da Seção 2.6.

4.2 Análise e Discussão dos Resultados

Após a realização dos experimentos, uma grande quantidade de dados foi gerada, sendo organizada de modo a facilitar a análise a ser conduzida. Para esta análise, foi utilizado o *software Minitab®Statistic Software 20*, sendo realizadas Análises de Variância (ANOVA) com múltiplos fatores e Testes de Tukey, de modo a identificar diferenças entre fatores e interações entre estes. O método da ANOVA foi inicialmente apresentado por Ronald Fischer no início dos anos 1920 e o Teste de Tukey por John Tukey no final dos anos 1930 (MEMORIA, 2004).

É necessário destacar que os pressupostos necessários para aplicação da ANOVA, como a normalidade de resíduos, foram verificados, e a possibilidade de utilização desta foi confirmada, sendo adotado um nível de significância de 5% para todas as análises deste capítulo. Ademais, a variável resposta considerada em todo este capítulo foi a distância, em metros, percorrida para a coleta de um grupo de pedidos, de forma que quanto menor esta distância, melhor é o desempenho do método analisado.

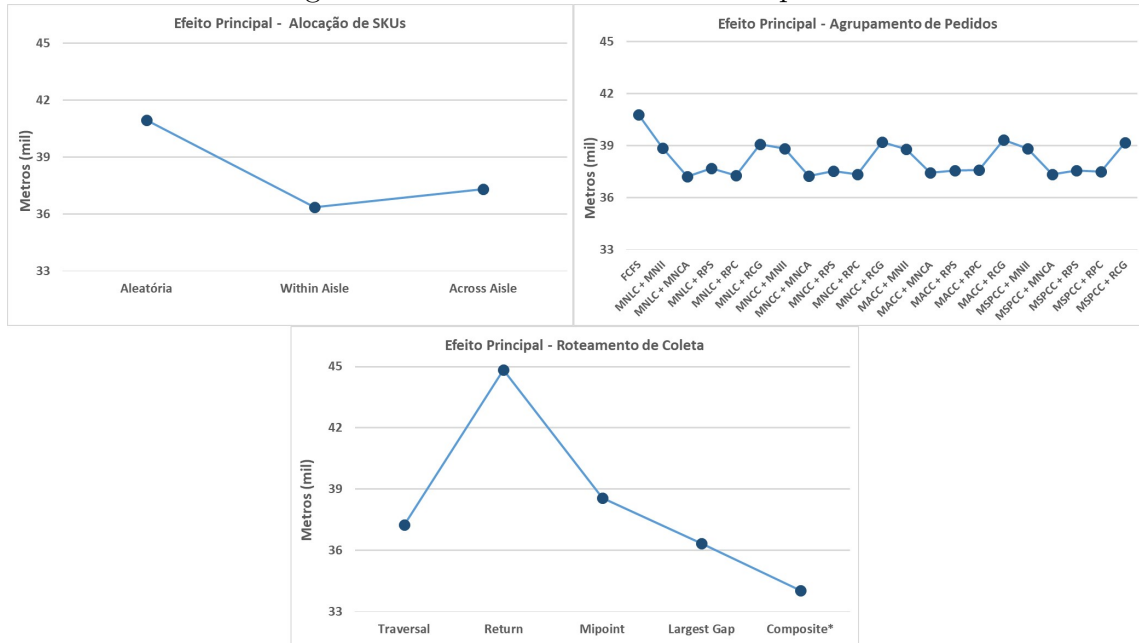
4.2.1 Análise dos Cenários e Recomendações

Com o intuito de desenvolver uma solução recomendativa para a utilização de Políticas de Alocação de SKUs e métodos de Agrupamento de Pedidos e de Roteamento de Coleta de maneira conjunta, uma ANOVA com três fatores foi realizada para cada um dos 384 cenários de armazéns criados. Para cada um destes, obteve-se a combinação entre uma Política de Alocação de SKUs, um método de Agrupamento de Pedidos e um método de Roteamento de Coleta que resultasse na menor distância total de coleta (em metros) dos 150 pedidos considerados.

Uma tabela descrevendo a melhor Política de Alocação, o melhor Método de Agrupamento de Pedidos e o melhor Método de Roteamento de Coleta para cada cenário é apresentada no Apêndice B, na qual a primeira coluna descreve as características do cenário de acordo com os níveis da Tabela 1. Esta tabela ainda apresenta a melhor combinação destes três fatores, levando-se em consideração a média das 5 instâncias, que muitas vezes foi diferente da junção dos melhores métodos individuais, indicando uma possível interação entre os fatores. Ademais, esta tabela apresenta a diferença entre as duas combinações de métodos citadas.

Além dos resultados recomendativos, a Análise de Variância com múltiplos fatores realizada permitiu que fossem avaliados, de forma geral, o desempenho de cada nível dos fatores e as interações entre esses, de modo que alguns padrões pudessem se identificados. A Figura 28 a seguir ilustra os gráfico de efeitos principais para os três fatores relacionados a operação de armazéns, auxiliando na compreensão das diferenças entre os níveis.

Figura 28: Gráficos de Efeitos Principais



Fonte: Elaborado pelo autor

Tratando das Políticas de Alocação de SKUs, foi possível identificar uma grande superioridade da política *Within-Aisle*, sendo considerada a mais eficiente em 327 dos 384 cenários, ou seja, em mais de 85% dos casos, enquanto a política *Across-Aisle* apresentou resultados muitas vezes estatisticamente iguais à primeira, mas de forma geral seu desempenho foi levemente inferior, como é possível observar no primeiro gráfico da Figura 28. Por outro lado, a política de Alocação Aleatória apresentou os piores resultados, não sendo considerada a melhor em nenhum dos 384 cenários tratados.

Ao avaliar os Métodos de Agrupamento de Pedidos, os resultados foram bastante diferentes do fator anterior, com diversos métodos apresentando desempenhos semelhantes, como observado no segundo gráfico da Figura 28. De forma geral, os métodos (MNLC+MNCA), (MNLC+RPC) e (MNCC+RPS) apresentaram os melhores resultados, concentrando mais da metade dos cenários como melhores opções, seguidos pelo método (MACC+RPS) que se mostrou muito eficiente para os cenários retratando armazéns menores (menos corredores e corredores mais curtos). Como é possível perceber, três destes métodos utilizam Regras de Adição de Ordem mais complexas (RPC e RPS), o que pode explicar seus desempenhos superiores.

Por outro lado, os métodos de Agrupamento de Pedidos que apresentaram os piores resultados forma o Método Simples - FCFS, (MNCC+RCG) e (MACC+RCG), não sendo consideradas a melhor opção em nenhum dos cenários, com destaque para o primeiro, que

foi considerado o pior método em 380 dos 384 casos. Ainda é possível perceber um padrão no desempenho dos métodos que possuem as regras de Adição de Ordem (RCG) e (MNII) que, independentemente das regras de Seleção de Semente, apresentam desempenhos piores que os demais, gerando o perfil “serrilhado” do segundo gráfico. Existe uma clara exceção para o Método Simples - FCFS, que possui as maiores médias de distância e desta forma o pior desempenho.

Tratando do Roteamento de Coleta, os métodos *Composite** e *Largest Gap* apresentaram os melhores resultados, englobando juntos 360 dos 384 cenários como melhor opção, mas com primeiro superando o segundo por mais de 100 cenários (232 x 128). O terceiro gráfico na Figura 28 ilustra esta situação, com o método *Composite** superando os demais com certa vantagem, seguido pelo *Largest Gap*. Ainda na Figura 28, é possível identificar o desempenho ruim do método *Return*, que está completamente isolado dos demais métodos e não foi considerado a melhor opção em nenhum cenário.

Por fim, algumas interações entre estes três fatores puderam ser identificadas, sendo a principal destas a interação entre a Política de Alocação *Across-Ailse* e o método de Roteamento *Return*. Esta interação esteve presente em pouco mais de 300 cenários, gerando impactos positivos (redução das médias de distância) relevantes, mas não sendo o suficiente para, como já comentado, tornar o método *Return* a melhor opção em algum cenário. Outras interações, desta vez com impactos maiores, mas menos frequentes dentre os cenários, foram identificadas entre a mesma Política de Alocação anterior e os métodos *Midpoint* e *Largest Gap*, sendo encontradas sempre de forma conjunta.

De maneira a ilustrar a significância da análise anterior, a tabela da ANOVA para os efeitos principais e para as interações entre fatores é apresentada a seguir na Tabela 3. Nesta tabela, caso o “Valor-P” seja menor que 0,05 (nível de significância), rejeita-se a hipótese nula de que todos as médias são iguais (para os efeitos principais) ou a hipótese nula de que não existe interação entre fatores (para as interações). Desta forma, é possível então afirmar que existem diferenças nas médias dos três fatores analisados e existe interação entres os fatores Alocação de SKUs e Roteameto de Coleta, como evidenciado.

Tabela 3: Tabela ANOVA - Efeitos Principais e Interações

Fonte	GL	SQ	QM	Valor F	Valor-P
Alocação de SKUs	2	2,36E+12	1,18E+12	652,22	0,00
Agrupamento de Pedidos	20	5,60E+11	2,8E+10	15,47	0,00
Roteamento de Coleta	4	7,96E+12	1,99E+12	1100,96	0,00
Alocação*Agrupamento	40	2,59E+09	64657142	0,04	1,00
Alocação*Roteamento	8	1,47E+12	1,83E+11	101,44	0,00
Agrupamento*Roteamento	80	5,78E+10	7,22E+08	0,4	1,00
Alocação*Agrupamento*Roteamento	160	2,31E+09	14423615	0,01	1,00
Erro	604485	1,09E+15	1,81E+09		
Total	604799	1,11E+15	1,11E+15		

Fonte: Elaborado pelo autor

Estas interações podem ser explicadas pelo fato da política *Across-Aisle* concentrar os itens na extremidade dos corredores, característica benéfica para estes três métodos de roteamento, que não permitem o cruzamento por completo de um corredor de coleta e forçam o retorno para a mesma extremidade de entrada. Foi possível ainda perceber interações muito leves entre alguns métodos de Agrupamento de Pedidos, em especial os que possuem as Regras de Adição de Ordem RPC e RPS, e o método de Roteamento de Coleta *Traversal*, mas o baixo impacto e frequência das interações não permitiram que sua significância fosse confirmada.

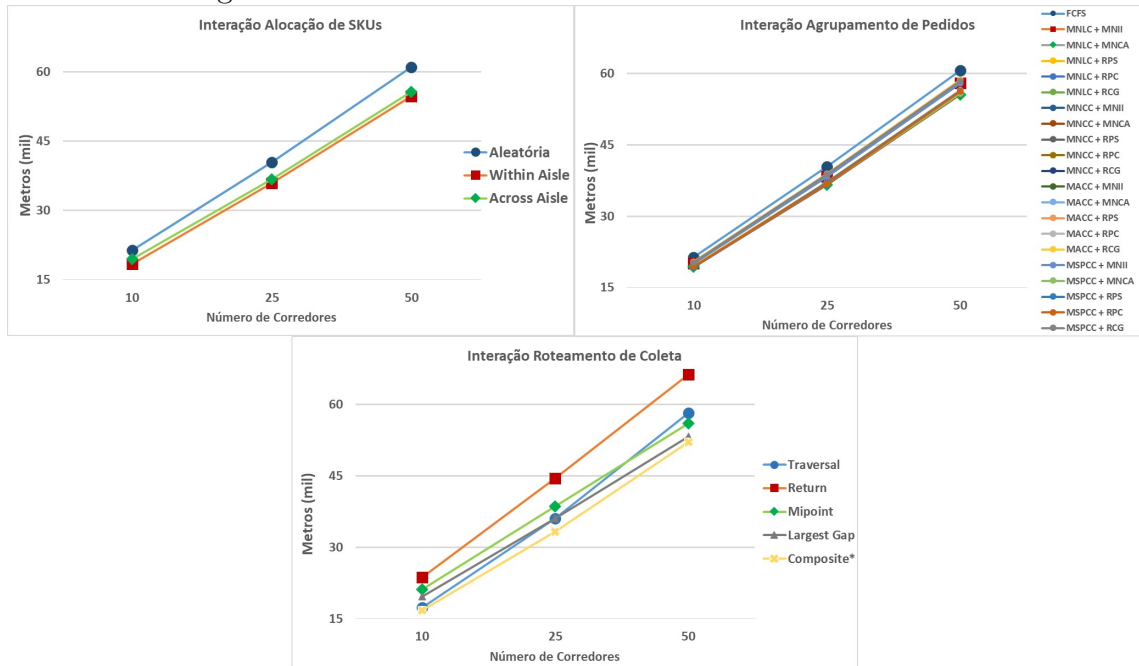
4.2.2 Análise de Interações Gerais

Além das análises realizadas para cada cenário individualmente, a totalidade dos dados foi considerada em uma única Análise de Variância com 9 fatores, sendo estes os 3 considerados nas análises da seção anterior mais os 6 fatores utilizados na criação dos cenários: “Número de Corredores”, “Comprimento dos Corredores”, “Tamanho Médio dos Pedidos”, “Variabilidade do Número de Itens”, “Corredores de Cruzamento” e “Capacidade de Coleta”. O intuito desta análise é avaliar as possíveis interações entre cada um dos 6 fatores relacionados a geração dos cenários e os 3 fatores relacionados a operação de armazéns, a serem chamados de “primários”, podendo assim explorar os resultados mais a fundo e entender melhor certas particularidades do problema.

- **Efeitos Devidos a “Número de Corredores”**

Os gráficos de interação gerados pelo *software* estatístico são apresentados na Figura 29 a seguir, sendo possível identificar o forte paralelismo entre as linhas em todos eles, indicando assim a ausência de interações.

Figura 29: Gráficos Fatoriais - Número de Corredores



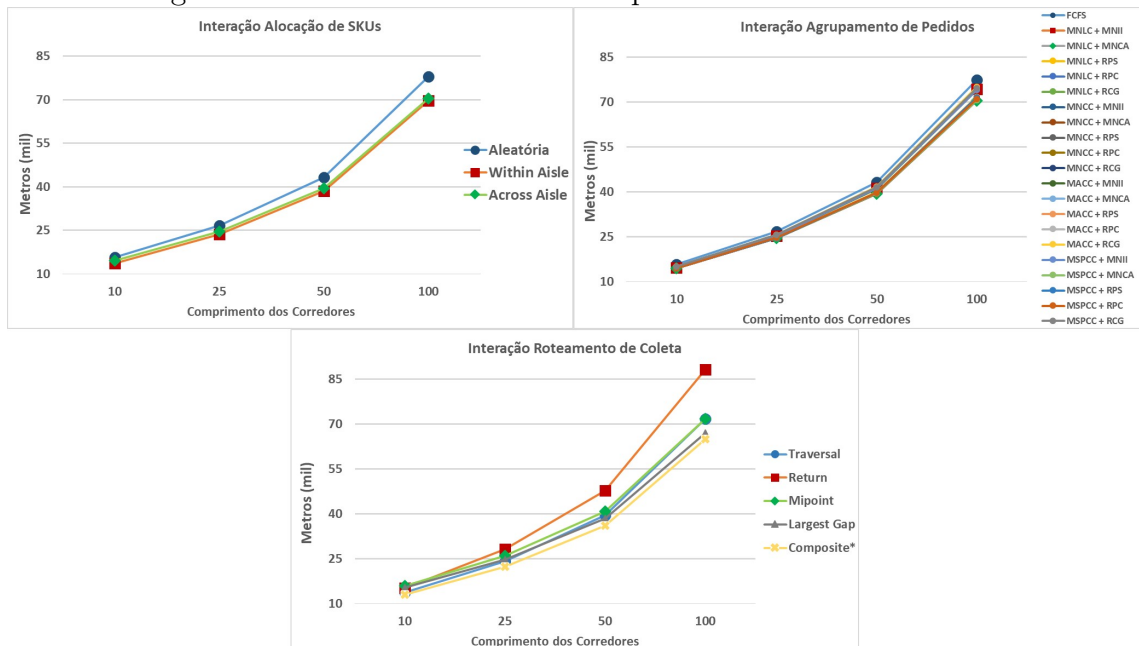
Fonte: Elaborado pelo autor

No terceiro gráfico existe um pequeno desvio do método *Traversal* em relação aos demais, indicando que este seria afetado negativamente pelo aumento do número de corredores, o que faz sentido visto que este força o percorrimto por completo de todos os corredores com itens a serem coletados. Porém, este desvio não é estatisticamente significativo para ser considerado como uma interação.

• Efeitos Devidos a “Comprimento dos Corredores”

A Figura 30 a seguir apresenta os gráficos de interação entre os fatores primários e o fator “Comprimento dos Corredores”, nos quais é possível observar que as linhas de desempenho dos métodos são bastante paralelas entre si nos dois primeiros gráficos, representando assim a ausência de interações nestes.

Figura 30: Gráficos Fatoriais - Comprimento dos Corredores



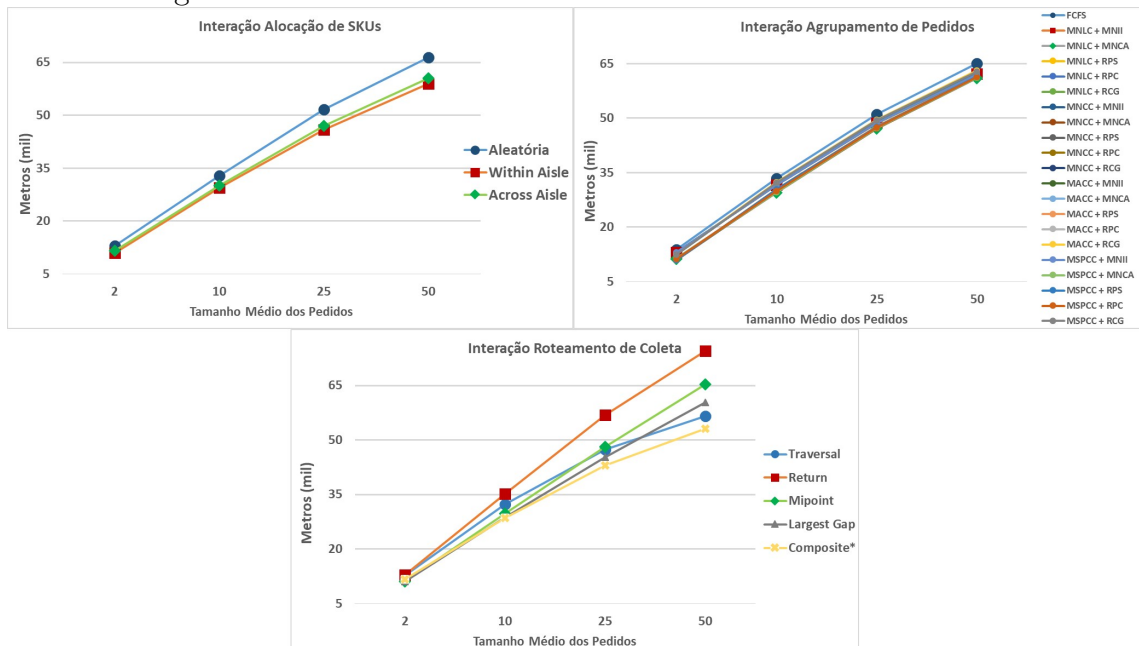
Fonte: Elaborado pelo autor

Porém, novamente no terceiro gráfico, um método de Roteamento de Coleta possui um desvio, sendo desta vez o método *Return*, que é afetado negativamente pelo aumento do comprimento dos corredores de forma desproporcional em relação aos demais. Este desvio, mesmo que leve, é estatisticamente significativo para configurar uma interação, podendo ser justificada pelo fato do método *Return* sempre forçar o retorno do coletor para o corredor de cruzamento frontal, mesmo que o último item a ser coletado no corredor esteja mais próximo da extremidade posterior.

• Efeitos Devidos a “Tamanho Médio dos Pedidos”

A Figura 31 a seguir apresenta os gráficos de interação entre os fatores primários e o fator “Tamanho Médio dos Pedidos”, sendo possível observar o alto grau de paralelismo entre as linhas em todos os gráficos. Os desvios da Política de Alocação Aleatória e do método de roteamento *Traversal* no primeiro e terceiro gráficos, respectivamente, não são considerados grandes o suficiente para serem classificados como interações.

Figura 31: Gráficos Fatoriais - Tamanho Médio dos Pedidos

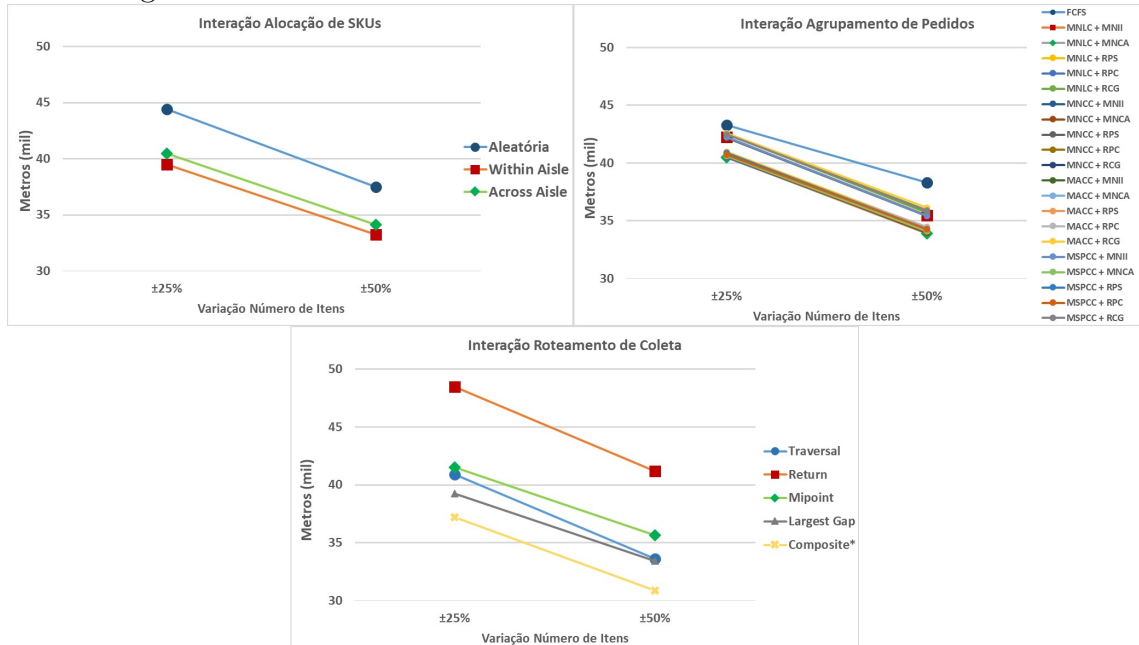


Fonte: Elaborado pelo autor

• Efeitos Devidos a “Variabilidade do Número de Itens”

De maneira semelhante aos casos anteriores, os gráficos de interações entre os fatores primários e o fator “Variabilidade do Número de Itens” são apresentados na Figura 32 a seguir. No primeiro gráfico as linhas são aproximadamente paralelas, indicando ausência de interação, mas nos dois outros gráficos existem desvios que devem ser analisados mais profundamente.

Figura 32: Gráficos Fatoriais - Variabilidade do Número de Itens



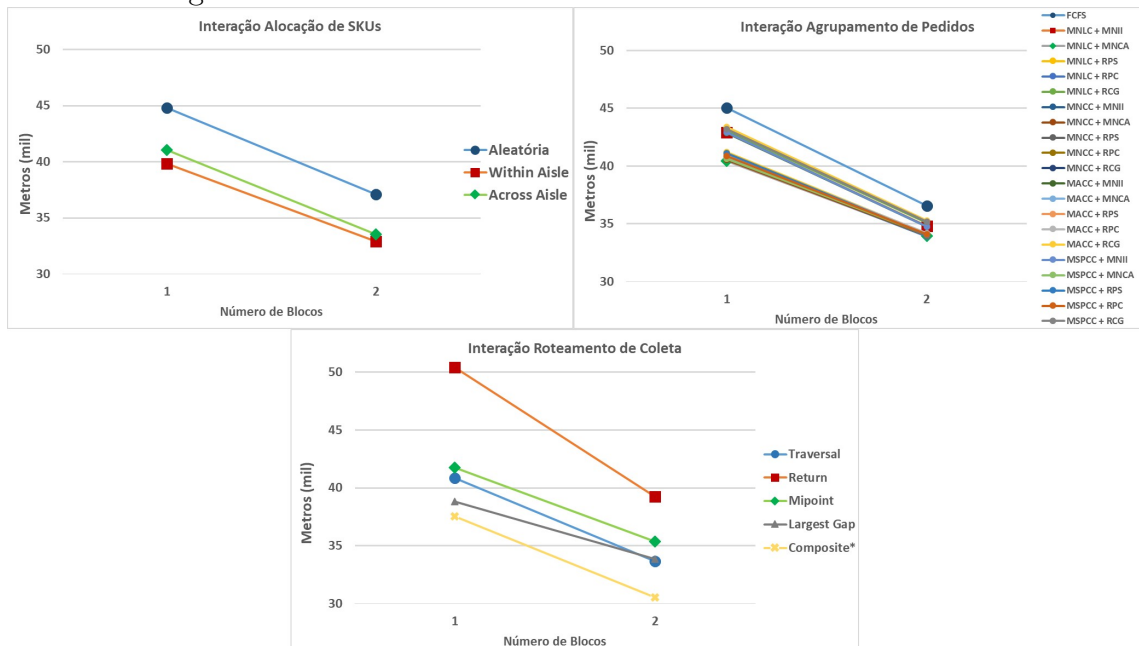
Fonte: Elaborado pelo autor

No segundo gráfico, é identificada uma interação negativa entre a variação do número de itens e o método de agrupamento FCFS, visto que este não melhora seu desempenho de forma tão acentuada quanto os demais com o aumento da variação. Já no terceiro gráfico, é possível identificar dois grupos de linhas aproximadamente paralelas, a primeira com os métodos *Return*, *Traversal* e *Composite** e a segunda com os métodos *Midpoint* e *Largest Gap*, indicando que existem diferenças entre como os métodos respondem ao aumento da variabilidade no número de itens, indicando assim uma interação.

• Efeitos Devidos a “Corredores de Cruzamento”

A Figura 33 a seguir apresenta os gráficos de interações entre os fatores primários e o fator “Corredores de Cruzamento”. Neste caso, apenas são identificadas interações no terceiro gráfico, indicando que os métodos de Roteamento de Coleta são afetados de maneira diferente pelo número de Corredores de Cruzamento em um armazém.

Figura 33: Gráficos Fatoriais - Corredores de Cruzamento



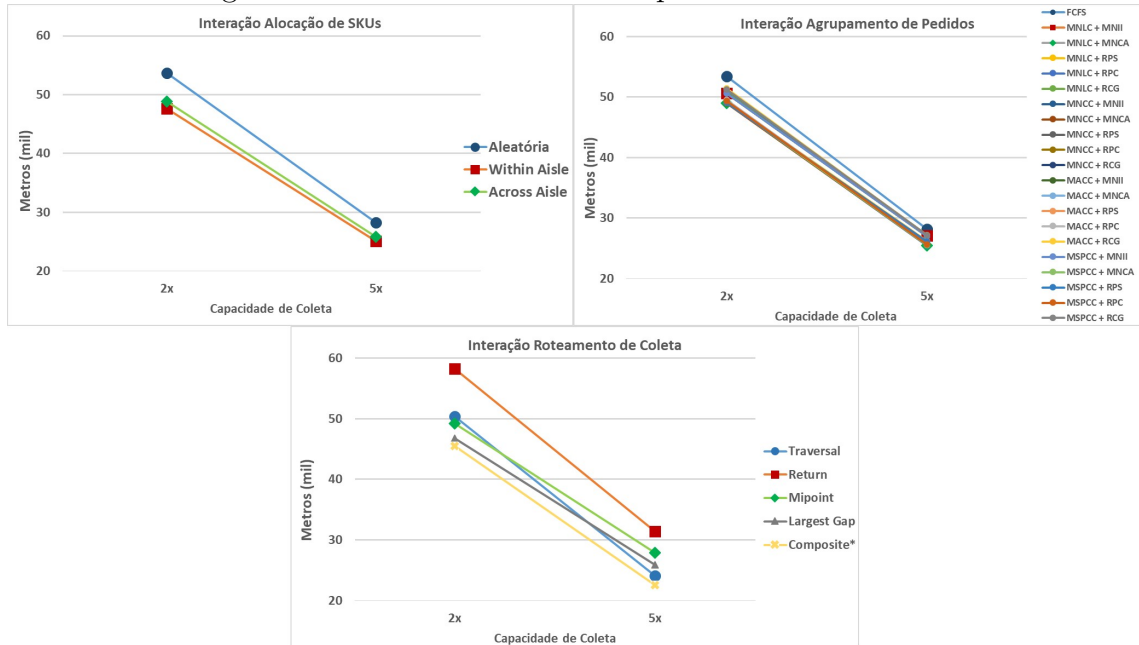
Fonte: Elaborado pelo autor

De maneira semelhante ao caso anterior, desta vez os métodos estão separados em três grupos de linhas paralelas: (*Return*), (*Composite** + *Traversal*) e (*Midpoint* + *Largest Gap*), que diferenciam-se bastante entre si, evidenciando assim a interação. É possível perceber que os métodos *Midpoint* e *Largest Gap* são os que possuem os menores ganhos de desempenho com a adição de um Corredor de Cruzamento, visto que estes já “dividem o armazém em duas partes” de certa forma. Os outros três métodos apresentam maiores ganhos com a mudança pois evitam o percorrimto de corredores muito longos com a separação do armazém em blocos, com destaque para o método *Return* que é o mais prejudicado por corredores muito compridos, como já evidenciado.

• Efeitos Devidos a “Capacidade de Coleta”

Tratando das interações entre os fatores primários e o fator “Capacidade de Coleta”, a Figura 34 a seguir apresenta os gráficos gerados pelo *software* estatístico. De forma semelhante ao fator anterior, a interação entre fatores ocorre apenas para os métodos de Roteamento de Coleta, visto que são os únicos cujas linhas de desempenho nos gráficos não são aproximadamente paralelas.

Figura 34: Gráficos Fatoriais - Capacidade de Coleta



Fonte: Elaborado pelo autor

Nesta interação, os métodos *Return*, *Traversal* e *Composite** possuem ganhos de desempenho maiores que os outros dois métodos, com destaque para o método *Traversal* que passa de segundo pior para segundo melhor, evidenciando assim uma interação positiva relevante com o aumento da capacidade de coleta. Isto se dá principalmente pelo fato do número de agrupamentos diminuir com o aumento da capacidade, como o segundo gráfico mostra, e essa diminuição é bastante significativa para um método que cruza todos os corredores por inteiro como o *Traversal*.

4.3 Principais *Insights* e Recomendações Práticas

Ao longo deste capítulo, foram apresentadas diversas análises para entender melhor o desempenho de diferentes Políticas de Alocação de SKUs, métodos de Agrupamento de Pedidos e métodos de Roteamento de Coleta na operação de um armazém. Além disso, estes desempenhos foram aplicados a uma grande variedade de cenários, gerando assim uma análise bastante compreensiva acerca do tema tratado no presente trabalho.

Como principal descoberta deste capítulo, é necessário destacar o desempenho muito bom do método *Composite**, proposto neste trabalho, e que possui médias gerais de distância total inferiores a todos os outros métodos no contexto geral e também estando entre os melhores na grande maioria dos cenários. Ademais, a simplicidade da formulação

deste método em relação ao método *Largest Gap*, o segundo com menores médias de distância, exalta ainda mais sua eficiência e sua aplicabilidade em casos práticos.

Outro ponto a ser destacado é o desempenho muito semelhante dos métodos de Agrupamento de Pedidos, com exceção do Método Simples - FCFS, que apresenta médias de distância mais altas, independentemente do método de Roteamento de Coleta adotado. Este relativo nivelamento entre os métodos de Agrupamento de Pedidos pode levar à conclusão de que, em muitos casos, vale a pena utilizar as regras de Seleção de Semente e de Adição de Ordem mais simples e intuitivas, visto que o esforço para se implementar as mais complexas pode não valer a pena no dia a dia de um armazém.

Por fim, a grande recomendação prática deste capítulo é a tabela com a seleção dos melhores métodos para cada atividade e a melhor combinação para cada cenário, ferramenta que pode ser muito útil no momento de tomada de decisões operacionais em um armazém. Sua utilização pode ser feita da seguinte forma: partindo da Tabela 1, definir, para cada fator, qual nível se encaixa melhor nas características do armazém em questão, obtendo assim um código de 6 letras, cada uma representando um fator.

Este código representa um dos 384 cenários gerados neste estudo e, tendo este código definido, basta consultar o Apêndice B para encontrar qual Política de Alocação de SKUs, método de Agrupamento de Pedidos e método de Roteamento de Coleta possuem o melhor desempenho individual e qual combinação destes três fatores possui o melhor desempenho conjunto para o tipo de armazém tratado. Além disso, a ferramenta permite que os desempenhos das duas opções citadas sejam comparados, de maneira que o usuário desta possa, em muitos casos, ponderar entre duas combinações de métodos antes de definir quais serão utilizados para a operação de seu armazém.

5 APLICAÇÃO A CASOS REAIS DE ROTEAMENTO DE COLETA EM SUPERMERCADOS

O capítulo anterior apresentou uma análise abrangente dos métodos de Roteamento de Coleta e das diversas características de armazéns e atividades preliminares que podem afetar o desempenho destes. Porém, isto foi feito para cenários realistas gerados aleatoriamente, de modo a englobar uma maior gama de aspectos e criar uma análise recomendativa para o uso destes métodos na prática.

Neste capítulo, os métodos de Roteamento de Coleta utilizados anteriormente são aplicados a uma situação real, no contexto de coleta de itens em supermercados, tema já apresentado no início do trabalho. Com o avanço da pandemia de COVID-19 em 2020 e as restrições à circulação impostas, a realização de compras *online* em supermercados cresceu significativamente e, consequentemente, o número de pedidos a serem coletados por funcionários cresceu, tornando esta atividade, antes com baixa demanda, essencial para a operação de supermercados e aplicativos de *delivery*.

Ao aplicar os métodos estudados a casos reais, é possível analisar o verdadeiro desempenho destes e entender como eles se comportam em cenários menos controlados, podendo assim fornecer *insights* importantes para sua utilização visando ganhos operacionais para empresas. Além disso, caso existam efeitos positivos na eficiência da coleta de pedidos, os consumidores dos supermercados também poderiam perceber melhorias no processo, pois receberiam suas compras ou encomendas de maneira mais rápida.

A seguir é detalhado como foi realizada a coleta de dados e o mapeamento de dois supermercados, para a realização dos experimentos computacionais.

5.1 Coleta de Dados

Para a realização dos experimentos deste capítulo, foi necessário obter informações de demanda de consumidores para o serviço de compras *online* em supermercados, ou seja, os pedidos realizados por clientes desta maneira. No contexto de um supermercado, cada produto (p.e. caixa de leite, pacote de açúcar, etc.) contido em um pedido de compra é

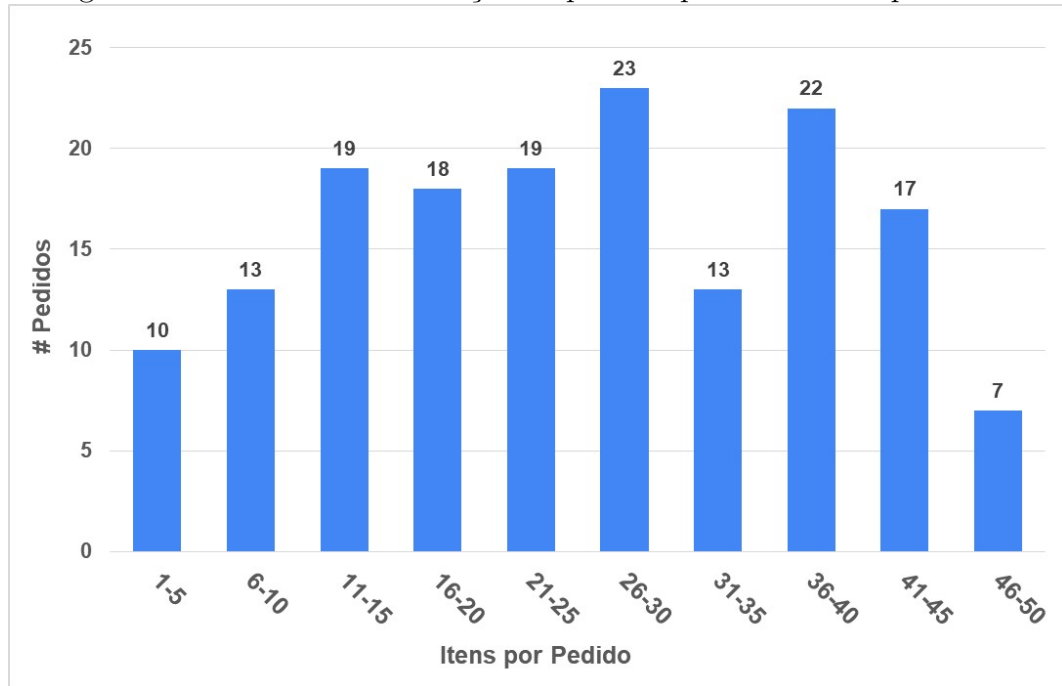
tratado como um item a ser coletado no supermercado, que, neste caso, é tratado como uma espécie de armazém.

Para a coleta de pedidos feitos de maneira *online* em supermercados, primeiramente foram realizados contatos com dois supermercados de médio porte na Região Oeste da cidade de São Paulo, próximos à Cidade Universitária da USP, verificando a possibilidade do compartilhamento de informações referentes a estes pedidos. Porém, por conta de restrições resultantes da pandemia e questões de confidencialidade reportadas pelos estabelecimentos, não foi possível obter estas informações diretamente com estes. Ainda por questões de confidencialidade, os nomes dos dois supermercados não serão explicitados, sendo estes referenciados genericamente como Supermercado A e Supermercado B.

Desta forma, com o intuito de ainda obter dados de pedidos realmente feitos por consumidores de maneira *online*, foi elaborado um questionário, utilizando a plataforma *Google Forms*, e este foi compartilhado em diversos canais, visando alcançar diferentes públicos de maneira abrangente. O questionário, reproduzido no Apêndice A, permite que o respondente preencha, dentre uma ampla variedade de produtos (sem distinção de marca), quais foram comprados em um único pedido, fornecendo assim os dados necessários para realização dos experimentos. Além disso, também foram coletadas informações do perfil de utilização do serviço de compra *online* em supermercados na pandemia.

Após duas semanas de coleta de dados, entre o final de Abril e o início de Maio de 2021, o questionário havia recebido 196 respostas, que foram devidamente tratadas e organizadas, resultando em um total de 161 pedidos, com uma variedade de 104 tipos de produtos, a serem utilizados nos experimentos. O tratamento retirou respostas repetidas e pedidos que possuíam um número muito grande de itens, além de algumas respostas-teste realizadas inicialmente. O número de produtos por pedido variou de 1 a 49, sendo sua média igual à 25,6 itens com um desvio padrão de 12,8. A Figura 35 a seguir apresenta a distribuição dos pedidos de acordo com o número de produtos.

Figura 35: Gráfico de distribuição de pedidos por número de produtos



Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando as respostas da seção de “hábitos de consumo” do formulário, foi possível corroborar as tendências de maior utilização do modelo *online* para compras em supermercados durante a pandemia de COVID-19. Dos mais de 160 respondentes, 66% já haviam realizado compras de maneira *online* em supermercados, seja por meio de aplicativos de *delivery* ou diretamente com o estabelecimento. Destes 66%, mais de dois terços realizam compras *online* pelo menos duas vezes por mês e o canal mais popular são os aplicativos dedicados, como *Rappi*, *UberEats* e *Cornershop*, sendo utilizados em 70% dos casos. Ademais, após o fim da pandemia, embora a maioria dos respondentes pretenda voltar a comprar presencialmente nos supermercados, mais de 40% considera manter, pelo menos parcialmente, o hábito de realizar compras *online*.

5.2 Mapeamento dos Supermercados

Após a coleta de dados de demanda, ou seja, os pedidos, foi necessário mapear os estabelecimentos a serem analisados e definir a posição de cada um dos itens dos pedidos, de modo a poder utilizá-los como *inputs* no programa criado para testar os métodos de roteamento de coleta. Este mapeamento foi realizado presencialmente através de visitas aos estabelecimentos e conversas com funcionários, de modo a entender melhor a distribuição física dos produtos.

Para isso, foram necessárias algumas adaptações, sem prejuízos à realidade, nos *layouts* dos dois supermercados selecionados, sendo as principais a rotação, em 90 graus, de um corredor de coleta que era perpendicular aos demais, e a mudança das posições de coleta ao final dos corredores, de modo a obter os *layouts* retangulares para a aplicação dos métodos. Além disso, foi considerado que cada posição de coleta contém apenas um produto, que a distância entre posições adjacentes é de dois passos, e que a distância entre corredores é de três passos, unidade de medida que será usada nesta parte do estudo.

Por fim, foi definido que cada pedido será coletado de forma individual, ou seja, um coletor fará a coleta do pedido de um cliente por vez, excluindo-se assim os métodos de Agrupamento de Pedidos desta parte do trabalho. Desta forma, as análises deste capítulo são voltadas exclusivamente aos métodos de Roteamento de Coleta apresentados na Seção 2.6, sendo estes: *Traversal*, *Return*, *Midpoint*, *Largest Gap* e *Composite**.

Os dois supermercados possuem um tamanho bastante semelhante, sendo categorizados como de médio porte, e são frequentados pelos mesmos segmentos de clientes, sendo assim concorrentes por atuarem na mesma região. Uma diferença marcante entre estes, porém, é o *layout* adotado por cada um, o que torna a análise dos métodos de roteamento de coleta ainda mais interessante ao considerar este fator.

O primeiro supermercado, referenciado como Supermercado A, possui 6 corredores de coleta com 18 posições de coleta, distribuídas igualmente em dois blocos, ou seja, este supermercado possui 3 corredores de cruzamento, conforme *layout* ilustrado na Figura 36. O segundo supermercado, ou Supermercado B, possui um *layout* com um bloco contendo 12 posições de coleta, porém possui 9 corredores de coleta e apenas 2 corredores de cruzamento, como ilustrado na Figura 37. Desta forma, ambos os supermercados possuem 108 posições de coleta, ou seja, 108 tipos de produtos diferentes que podem estar contidos nos pedidos.

Note que, nestas duas figuras, as letras O/D marcam o ponto de Origem/Destino da rota, que representa, na realidade, um caixa destinado apenas para pedidos realizados de maneira *online* e cada coordenada entre colchetes representa o corredor e a posição no corredor de determinado produto.

Figura 36: Mapeamento do Supermercado A

	[1,18]		[2,18]		[3,18]		[4,18]		[5,18]		[6,18]	
	[1,17]		[2,17]		[3,17]		[4,17]		[5,17]		[6,17]	
	[1,16]		[2,16]		[3,16]		[4,16]		[5,16]		[6,16]	
	[1,15]		[2,15]		[3,15]		[4,15]		[5,15]		[6,15]	
	[1,14]		[2,14]		[3,14]		[4,14]		[5,14]		[6,14]	
	[1,13]		[2,13]		[3,13]		[4,13]		[5,13]		[6,13]	
	[1,12]		[2,12]		[3,12]		[4,12]		[5,12]		[6,12]	
	[1,11]		[2,11]		[3,11]		[4,11]		[5,11]		[6,11]	
	[1,10]		[2,10]		[3,10]		[4,10]		[5,10]		[6,10]	
	[1,9]		[2,9]		[3,9]		[4,9]		[5,9]		[6,9]	
	[1,8]		[2,8]		[3,8]		[4,8]		[5,8]		[6,8]	
	[1,7]		[2,7]		[3,7]		[4,7]		[5,7]		[6,7]	
	[1,6]		[2,6]		[3,6]		[4,6]		[5,6]		[6,6]	
	[1,5]		[2,5]		[3,5]		[4,5]		[5,5]		[6,5]	
	[1,4]		[2,4]		[3,4]		[4,4]		[5,4]		[6,4]	
	[1,3]		[2,3]		[3,3]		[4,3]		[5,3]		[6,3]	
	[1,2]		[2,2]		[3,2]		[4,2]		[5,2]		[6,2]	
	[1,1]		[2,1]		[3,1]		[4,1]		[5,1]		[6,1]	
O/D												

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 37: Mapeamento do Supermercado B

	[1,12]		[2,12]		[3,12]		[4,12]		[5,12]		[6,12]		[7,12]		[8,12]		[9,12]	
	[1,11]		[2,11]		[3,11]		[4,11]		[5,11]		[6,11]		[7,11]		[8,11]		[9,11]	
	[1,10]		[2,10]		[3,10]		[4,10]		[5,10]		[6,10]		[7,10]		[8,10]		[9,10]	
	[1,9]		[2,9]		[3,9]		[4,9]		[5,9]		[6,9]		[7,9]		[8,9]		[9,9]	
	[1,8]		[2,8]		[3,8]		[4,8]		[5,8]		[6,8]		[7,8]		[8,8]		[9,8]	
	[1,7]		[2,7]		[3,7]		[4,7]		[5,7]		[6,7]		[7,7]		[8,7]		[9,7]	
	[1,6]		[2,6]		[3,6]		[4,6]		[5,6]		[6,6]		[7,6]		[8,6]		[9,6]	
	[1,5]		[2,5]		[3,5]		[4,5]		[5,5]		[6,5]		[7,5]		[8,5]		[9,5]	
	[1,4]		[2,4]		[3,4]		[4,4]		[5,4]		[6,4]		[7,4]		[8,4]		[9,4]	
	[1,3]		[2,3]		[3,3]		[4,3]		[5,3]		[6,3]		[7,3]		[8,3]		[9,3]	
	[1,2]		[2,2]		[3,2]		[4,2]		[5,2]		[6,2]		[7,2]		[8,2]		[9,2]	
	[1,1]		[2,1]		[3,1]		[4,1]		[5,1]		[6,1]		[7,1]		[8,1]		[9,1]	
O/D																		

Fonte: Elaborado pelo autor

Após o mapeamento completo dos supermercados, cada coordenada foi alocada a um produto de acordo com sua posição real em cada caso. Desta forma, produtos semelhantes

(p.e. Ketchup, Mostarda e Maionese) são alocados a posições próximas, retratando a distribuição destes no supermercado. Embora ambos os casos possuam os mesmos 108 tipos de produtos mapeados, as coordenadas destes podem não ser as mesmas, visto que a distribuição dos produtos escolhida por cada estabelecimento é feita de maneira diferente. De modo a exemplificar, o produto “arroz integral” está na posição [5,13] no Supermercado A e na posição [5,4] no Supermercado B, e o produto “barra de cereal” está na posição [1,3] no Supermercado A e na posição [2,3] no Supermercado B.

5.3 Análise e Discussão dos Resultados

Assim como no capítulo anterior, a implementação dos métodos heurísticos de Roteamento de Coleta foi desenvolvida na linguagem Python (v. 3.7), utilizando o ambiente de desenvolvimento Sublime Text 3. Para a obtenção do valor da solução ótima, informação não coletada na análise anterior, foi utilizada a Linguagem de Modelagem AIMMS e o *solver* CPLEX 20.1, no qual foi implementada a formulação do STSP apresentada na seção 2.6 (expressões (2.7) à (2.15)), e resolvida otimamente para cada pedido individualmente. Todas as análises foram realizadas utilizando um computador pessoal com processador Intel®Core™i5-7200U CPU e 3.1 GHZ, RAM: 8GB. Ademais, todas as análises estatísticas neste capítulo foram realizadas com nível de significância de 5%.

5.3.1 Análise Geral

De maneira geral, após a implementação dos 5 métodos heurísticos (*Traversal*, *Return*, *Midpoint*, *Largest Gap* e *Composite**) em todos os 161 pedidos para os dois supermercados tratados, a média do número de passos por pedido é apresentada na Tabela 4 a seguir, assim como a média das soluções exatas e os *gaps* das soluções dos métodos em relação a estas. Dada a simplicidade dos métodos heurísticos analisados, quanto menores os *gaps* para a solução ótima, mais eficientes estes podem ser considerados, pois entregam um desempenho satisfatório de maneira bem mais simples e intuitiva que a resolução do STSP de forma ótima.

Tabela 4: Avaliação da Média de Passos por Pedido e Gap para Solução Ótima

Método	Supermercado A		Supermercado B	
	Média de Passos	Gap	Média de Passos	Gap
<i>Traversal</i>	202,0	13,1%	246,0	19,7%
<i>Return</i>	246,4	38,0%	327,2	59,3%
<i>Midpoint</i>	224,3	25,6%	257,0	25,1%
<i>Largest Gap</i>	214,0	19,8%	239,5	16,6%
<i>Composite*</i>	191,8	7,4%	229,7	11,8%
Solução Ótima	178,6	-	205,4	-

Fonte: Elaborado pelo autor

Primeiramente, é possível observar que, em ambos os supermercados, o método heurístico que apresentou o melhor desempenho foi o *Composite**, com *gaps* de 7,4% e 11,8% em relação à solução ótima, e o método que apresentou o pior desempenho foi o *Return*, com *gaps* de 38% e 59%. O fato do método *Composite** apresentar o melhor desempenho é bastante interessante, visto que este é derivado de um método mais complexo (*Composite*) e que possui soluções consistentemente melhores, como destacado na Seção 2.6.5. Além disso, o método *Composite** possui com certa vantagem o maior número de resultados iguais à solução ótima para ambos os supermercados, como apresentado na Tabela 5 a seguir.

Tabela 5: Número de Resultados Iguais à Solução Ótima

Método	Supermercado A	Supermercado B
<i>Traversal</i>	17 (11%)	5 (3%)
<i>Return</i>	10 (6%)	6 (4%)
<i>Midpoint</i>	23 (14%)	13 (8%)
<i>Largest Gap</i>	26 (16%)	12 (7%)
<i>Composite*</i>	44 (27%)	19 (12%)

Fonte: Elaborado pelo autor

Ademais, outro ponto a se destacar nas duas tabelas anteriores é o desempenho aparentemente melhor dos métodos no Supermercado A em relação ao Supermercado B, possuindo menores médias de número de passos e mais resultados iguais à solução ótima para todos os métodos.

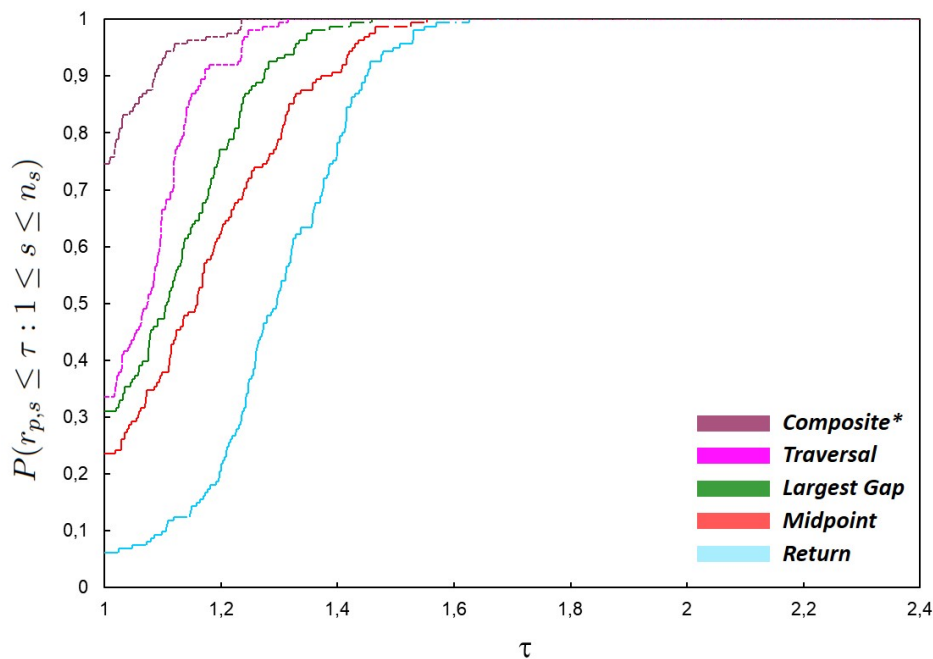
Devido à grande variedade no número de produtos por pedido, o coeficiente de variação dos dados originais é muito alto, chegando à quase 35% do valor da média para alguns

métodos, o que pode comprometer a confiabilidade dos resultados. Desta forma, foi utilizado o conceito de Perfis de Desempenho, proposto por Dolan e Moré (2002) e aplicado utilizando uma planilha automatizada desenvolvida por Munari (2009) para apresentar as diferenças de desempenho entre os métodos heurísticos na resolução de um grupo de problemas, neste caso, o roteamento de coleta dos pedidos.

Neste conceito, um perfil de desempenho pode ser visto como a probabilidade, representada no eixo das ordenadas, de que a razão entre o desempenho de um método e o melhor desempenho entre os métodos esteja dentro de um fator τ , representado no eixo das abscissas. Exemplificando, pode-se dizer que um perfil que apresenta um valor de $P = 0,6$ para um $\tau = 1,2$ consegue resolver 60% dos problemas com resultados no máximo 20% piores que o melhor resultado obtido. Desta forma, caso um perfil de desempenho esteja acima dos demais no gráfico, isso indica que este método conseguiu resolver mais problemas dentro de um fator τ que os demais, e não necessariamente que seu desempenho foi melhor na solução destes problemas (DOLAN; MORÉ, 2002).

As Figuras 38 e 39 a seguir ilustram os Perfis de Desempenho para os supermercados A e B, respectivamente.

Figura 38: Perfis de Desempenho - Supermercado A

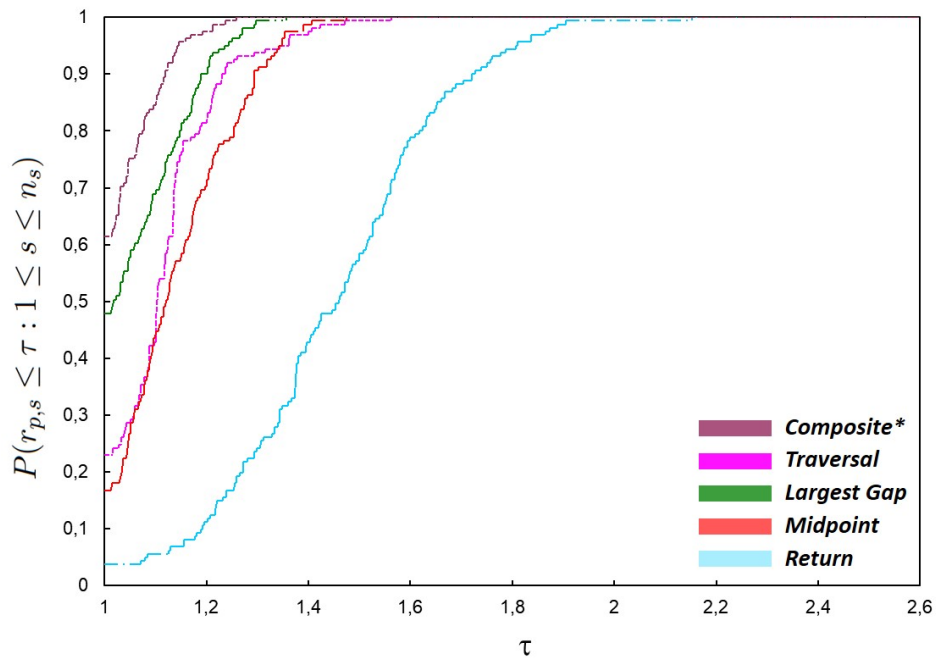


Fonte: Elaborado pelo autor

Observando o gráfico da Figura 38, é possível perceber que o método *Composite** domina os demais métodos, apresentando desempenho melhor ou igual que todos os outros

para 75% dos problemas ($P = 0,75$ para $\tau = 1$), além de seu perfil estar sempre acima dos demais e ser o primeiro a interceptar $P = 1$, com $\tau = 1,25$, indicando assim que sua maior razão para o melhor resultado de um problema não supera 25%. Por outro lado, o método *Return* apresenta características completamente opostas, apresentando desempenho melhor ou igual aos demais em cerca de 5% dos problemas, estando sempre bem abaixo dos demais perfis e interceptando $P = 1$ na casa de $\tau = 1,7$, o mais alto entre os métodos.

Figura 39: Perfis de Desempenho - Supermercado B



Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando o gráfico da Figura 39, as conclusões são bastante semelhantes para os métodos *Composite** e *Return*, sendo estes o mais e menos dominantes, respectivamente. Porém, para o método *Traversal* é possível perceber uma tendência um pouco diferente dos demais, visto que este apresenta valores de P muito bons até $\tau = 1,2$, momento a partir do qual seu perfil começa a se inclinar rapidamente de forma a aumentar sua maior razão para o melhor resultado, chegando à $\tau = 1,6$. Além disso, é necessário destacar que a separação entre o método *Return* e os demais é ainda maior que no Supermercado A, indicando assim resultados mais distantes do melhores para mais problemas.

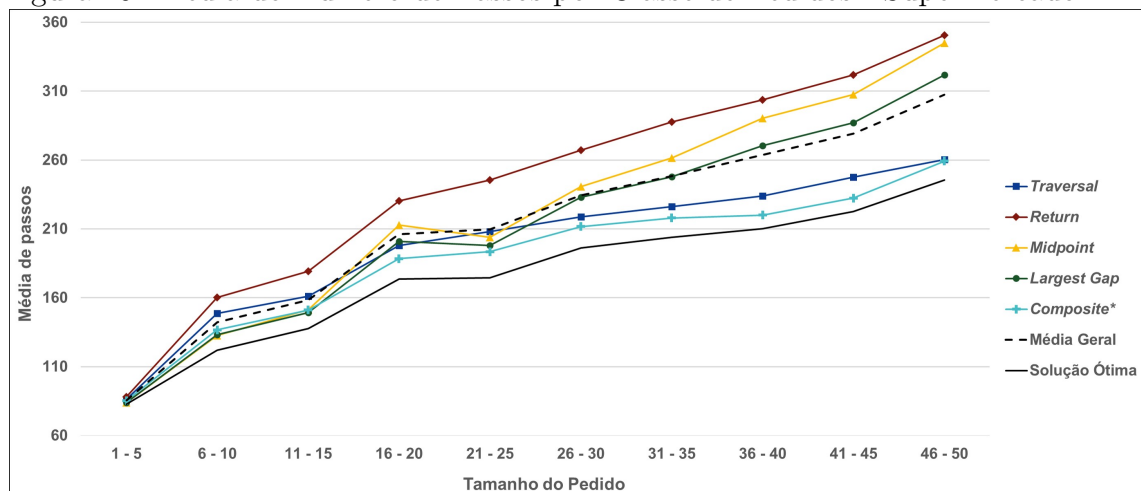
5.3.2 Análise por Classe de Pedidos

Como comentado, o número de produtos por pedido possui grande variedade, com pedidos de apenas 1 produto até pedidos com quase 50 produtos. Assim, de modo a avaliar o desempenho de cada método de forma mais detalhada, os pedidos foram separados de acordo com seu tamanho (número de produtos/itens) do mesmo modo como na Figura 35, gerando assim 10 grupos, referenciados como Classes de Pedidos, a serem analisadas separadamente. Do modo como o estudo foi conduzido, os termos “produtos” e “itens” são equivalentes, visto que no formulário não foram coletados dados das quantidades unitárias por produto.

• Supermercado A

A Figura 40 a seguir ilustra, para o Supermercado A, as médias do número de passos por classe de pedidos para cada um dos métodos e para a solução ótima, assim como a média geral destas classes ao se considerar todos os métodos.

Figura 40: Média do Número de Passos por Classe de Pedidos - Supermercado A



Fonte: Elaborado pelo autor

Ao analisar o gráfico da Figura 40, é possível observar que todos os métodos possuem desempenho semelhante para pedidos muito pequenos (1-5 itens), com uma média do número de passos próxima a 85 passos por pedido. Ao aumentar o número de itens, já é possível perceber um descolamento do método *Return* em relação aos demais, tendência que continua até os maiores pedidos, sendo este o método com os piores resultados.

O método *Traversal* se mantém próximo à média até pedidos com até 25 itens, ponto a partir do qual começa a apresentar resultados melhores e se aproxima do método *Com-*

*posite**, o melhor em todas as classes de pedidos e relativamente próximo às médias da solução ótima. Por outro lado, os métodos *Midpoint* e *Largest Gap* ficam um pouco abaixo da média até os pedidos com no máximo 15 itens, mas têm uma grande piora de desempenho a partir de pedidos com mais de 25 itens, ficando acima da média. Convém destacar o método *Midpoint* que chega a se aproximar bastante dos piores resultados, apresentados pelo método *Return*, nas classes acima de 40 itens.

De forma geral, é possível perceber que o aumento do número médio de passos dados é mais acentuado entre as classes de pedidos menores, quase triplicando entre a primeira (1-5 itens) e quarta (16-20 itens) e crescendo menos de 50% a partir deste ponto. Isto se deve à “diluição” das distâncias percorridas entre corredores, que dependem apenas do número de corredores visitados e não diretamente da quantidade de itens por pedido.

Para os métodos *Midpoint* e *Largest Gap*, ainda é possível identificar uma tendência um pouco diferente da dos demais entre as classes de pedidos 16-20 e 21-26, pois, enquanto todos os outros métodos e a solução ótima sempre apresentam aumento da média do número de passos com o aumento do número de produtos por pedido, estes dois métodos apresentam redução, mesmo que pequena. Este comportamento pode indicar uma sensibilidade maior destes métodos à diluição das distâncias comentada anteriormente, que começa a ser percebida a partir da quarta classe (16-20 itens).

De modo a verificar estatisticamente se realmente existe diferença significativa entre o desempenho dos métodos, foram realizadas Análises de Variância (ANOVA) ou Testes de Kruskal-Wallis para cada uma das classes de pedidos. Esta diferença de métodos utilizados se deu devido às características das amostras para cada classe, sendo aplicado o segundo método (não-paramétrico) para classes com dados não normais. O nível de significância utilizado foi de 5% e os resultados, assim como qual análise foi utilizada, são apresentados na Tabela 6. As análises foram conduzidas no *Minitab®Statistic Software* 20 e o método de verificação de normalidade utilizado foi o teste de Anderson-Darling.

Tabela 6: Desempenho dos Métodos por Classe de Pedidos - Supermercado A

Classe de Pedidos	Amostra (pedidos)	Análise Utilizada	Conclusão
1 - 5 itens	10	Kruskal-Wallis	Todos os desempenhos são iguais
6 - 10 itens	13	Kruskal-Wallis	Todos os desempenhos são iguais
11 - 15 itens	19	ANOVA	Todos os desempenhos são iguais
16 - 20 itens	18	ANOVA	Pelo menos um desempenho é diferente
21 - 25 itens	19	Kruskal-Wallis	Pelo menos um desempenho é diferente
26 - 30 itens	23	Kruskal-Wallis	Pelo menos um desempenho é diferente
31 - 35 itens	13	ANOVA	Pelo menos um desempenho é diferente
36 - 40 itens	22	ANOVA	Pelo menos um desempenho é diferente
41 - 45 itens	17	Kruskal-Wallis	Pelo menos um desempenho é diferente
46 - 50 itens	7	Kruskal-Wallis	Pelo menos um desempenho é diferente

Fonte: Elaborado pelo autor

Comparando a tabela anterior com o gráfico da Figura 40, as análises também indicam um desempenho semelhante dos métodos para pedidos menores (até 15 itens), antes de começarem a se distanciar. Uma vez definido que pelo menos dois métodos possuem desempenhos diferentes entre si, é possível comparar todos os pares de métodos, para identificar quais destes se diferenciam. Para os casos nos quais foi aplicada a ANOVA, é utilizado o Teste de Tukey (*TSD - Tukey Significant Difference*), ao passo que para os casos nos quais foi aplicado o Teste de Kruskal-Wallis, utiliza-se o Método de Dunn.

A Tabela 7 a seguir apresenta as conclusões obtidas, destacando, par a par, em quais classes de pedidos um método obteve desempenho estatisticamente melhor que outro, conforme a célula no canto superior esquerdo indica.

Tabela 7: Classes de Pedidos com Desempenhos Diferentes - Supermercado A

Linha melhor que Coluna	<i>Traversal</i>	<i>Return</i>	<i>Midpoint</i>	<i>Largest Gap</i>	<i>Composite*</i>
<i>Traversal</i>	-	(21-25) / (26-30) / (31-35) (36-40) / (41-45) / (46-50)	(36-40) / (41-45) (46-50)	(36-40) / (41-45) (46-50)	
<i>Return</i>		-			
<i>Midpoint</i>		(21-25)	-		
<i>Largest Gap</i>		(36-40) / (41-45)		-	
<i>Composite*</i>		(16-20) / (21-25) / (26-30) (31-35) / (36-40) / (41-45) (46-50)	(26-30) / (31-35) (36-40) / (41-45) (46-50)	(36-40) / (41-45) (46-50)	-

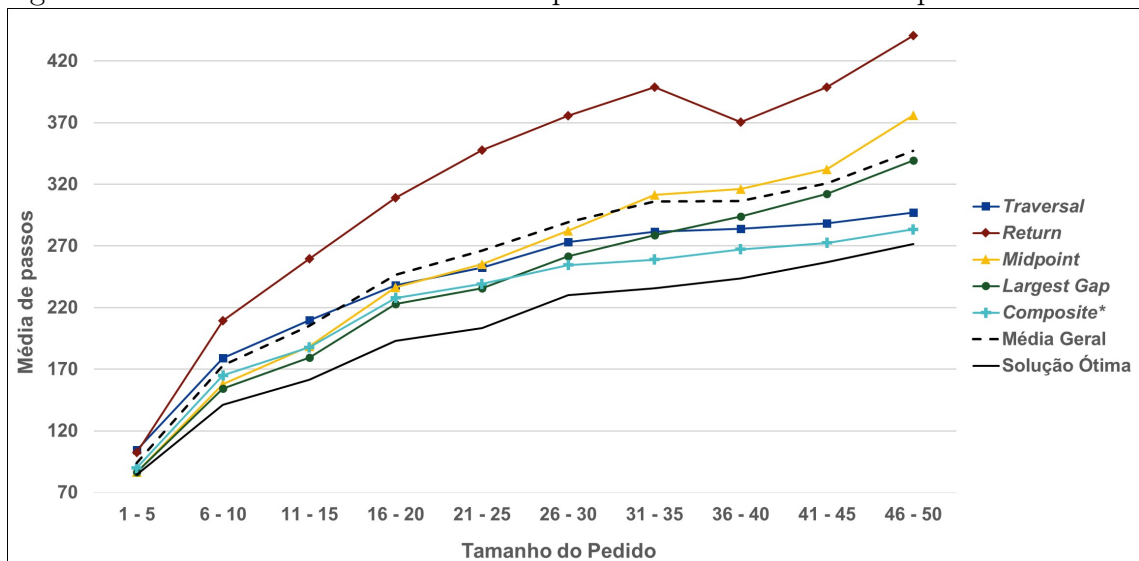
Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando a Tabela 7, é possível afirmar que os métodos *Composite** e *Traversal* destacam-se em todas as classes de pedidos (a partir de 16 itens), apresentando desempenhos significativamente melhores, ao passo que o método *Return* apresenta o pior desempenho. A média do número de passos do método *Midpoint* começa a se distanciar dos valores mais baixos a partir de pedidos com mais de 25 itens, ocorrendo algo semelhante com o método *Largest Gap*, que fica em um patamar intermediário nas classes entre 36 e 45 itens, antes de se juntar aos piores métodos na classe com mais produtos por pedido.

• Supermercado B

A Figura 41 a seguir ilustra, para o Supermercado B, as médias do número de passos por classe de pedidos para cada um dos métodos e para a solução ótima, assim como a média geral destas classes, ao se considerar todos os métodos.

Figura 41: Média do Número de Passos por Classe de Pedidos - Supermercado B



Fonte: Elaborado pelo autor

Ao analisar o gráfico da Figura 41, é possível observar que todos os métodos possuem desempenho semelhante para pedidos muito pequenos (1-5 itens), com uma média do número de passos próxima à 95 passos por pedido, mas com os métodos *Traversal* e *Return* um pouco acima dos outros. Aumentando o número de produtos por pedido, o método *Return* tem um crescimento bastante acentuado e se descola dos demais. Para este caso, o método *Return* é o método que apresenta o comportamento de redução de média do número de passos com aumento de itens, desta vez entre as classes 31-35 e 36-40.

Assim como no Supermercado A, o método *Traversal* se mantém próximo à média até pedidos com até 20 produtos, ponto a partir do qual começa a apresentar resultados cada

vez melhores (em relação à média), até se aproximar do método *Composite** para pedidos com mais de 40 produtos. O método *Largest Gap* apresenta os melhores resultados para as classes de pedidos menores (até 25 itens), momento no qual seu desempenho começa a piorar até chegar bem próximo à média na maior classe.

O método *Midpoint*, por sua vez, fica sempre próximo à média, com exceção das classes 11-15 e 46-50, nas quais está abaixo e acima da média, respectivamente. Assim como no Supermercado A, o método *Composite** possui o melhor desempenho de forma geral, estando sempre bem abaixo da média, sendo a melhor opção em quase todas as classes e se aproximando bastante da solução ótima nas maiores classes.

Observando a média geral, o aumento do número de passos dados é mais uniforme para o Caso B, embora as distâncias em valores absolutos sejam maiores. Isto se deve ao maior número de corredores no *layout* do Caso B, além da presença de um único bloco, que impede movimentações entre corredores pelo corredor de cruzamento.

Da mesma forma que foi realizado para o Supermercado A, ANOVAs e Testes de Kruskal-Wallis foram conduzidos para avaliar estatisticamente os métodos de roteamento no Supermercado B, seguindo os mesmos pressupostos de aplicação e nível de significância (5%). A Tabela 8 a seguir apresenta os resultados destas análises e os métodos utilizados para a testagem.

Tabela 8: Desempenho dos Métodos por Classe de Pedidos - Supermercado B

Classe de Pedidos	Amostra (pedidos)	Análise Utilizada	Conclusão
1 - 5 itens	10	Kruskal-Wallis	Todos os desempenhos são iguais
6 - 10 itens	13	ANOVA	Todos os desempenhos são iguais
11 - 15 itens	19	Kruskal-Wallis	Pelo menos um desempenho é diferente
16 - 20 itens	18	ANOVA	Pelo menos um desempenho é diferente
21 - 25 itens	19	Kruskal-Wallis	Pelo menos um desempenho é diferente
26 - 30 itens	23	Kruskal-Wallis	Pelo menos um desempenho é diferente
31 - 35 itens	13	Kruskal-Wallis	Pelo menos um desempenho é diferente
36 - 40 itens	22	Kruskal-Wallis	Pelo menos um desempenho é diferente
41 - 45 itens	17	Kruskal-Wallis	Pelo menos um desempenho é diferente
46 - 50 itens	7	Kruskal-Wallis	Pelo menos um desempenho é diferente

Fonte: Elaborado pelo autor

De forma diferente ao Supermercado A e como indicado no gráfico da Figura 41,

o desempenho dos métodos é bastante semelhante apenas na menor classe de pedidos, começando a se diferenciar a partir da segunda classe (6-10 itens). Assim como no caso anterior, Testes de Tukey e o Método de Dunn foram utilizado para identificar quais métodos possuem desempenhos diferentes para cada classe. Os resultados são apresentados na Tabela 9 a seguir.

Tabela 9: Classes de Pedidos com Desempenhos Diferentes - Supermercado B

Linha melhor que Coluna	<i>Traversal</i>	<i>Return</i>	<i>Midpoint</i>	<i>Largest Gap</i>	<i>Composite*</i>
<i>Traversal</i>	-	(11-15) / (16-20) (21-25) / (26-30) / (31-35) (36-40) / (41-45) / (46-50)	(36-40) / (41-45) (46-50)	(46-50)	
<i>Return</i>		-			
<i>Midpoint</i>		(6-10) / (11-15) / (16-20) (21-25) / (26-30) / (31-35) (36-40) / (41-45) / (46-50)	-		
<i>Largest Gap</i>		(6-10) / (11-15) / (16-20) (21-25) / (26-30) / (31-35) (36-40) / (41-45) / (46-50)	(46-50)	-	
<i>Composite*</i>		(11-15) / (16-20) (21-25) / (26-30) / (31-35) (36-40) / (41-45) / (46-50)	(31-35) / (36-40) (41-45) / (46-50)	(41-45) / (46-50)	-

Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando a Tabela 9, é possível afirmar que o método *Return* possui um desempenho pior que os demais em todas as classes de pedidos analisadas, exceto para a classe de 6-10 produtos, onde o método apenas é pior que os métodos *Midpoint* e *Largest Gap*. A partir das classes de pedidos intermediários, os métodos *Composite** e *Traversal* começam a apresentar desempenhos melhores que os demais métodos, superando primeiro o método *Midpoint* e depois o método *Largest Gap*. Na classe com os maiores pedidos (46-50 itens), as médias estão divididas em 3 grupos: *Composite** e *Traversal* com os melhores desempenhos (considerados iguais), *Midpoint* e *Largest Gap* com desempenhos intermediários (também considerados iguais) e *Return* com o pior desempenho entre os métodos.

5.3.3 Análise do Número de Passos por Produto

Uma terceira análise realizada, e que não necessita da separação dos pedidos em grupos, é a da média do número de passos por produto, visto que esta desconsidera a variação no tamanho dos pedidos e utiliza uma unidade de medida padronizada (número de passos por produto). Esta análise também é relevante, pois assume que um supermercado não

irá adotar diferentes métodos de roteamento de acordo com o tamanho do pedido a ser coletado, e sim treinar seus profissionais apenas com o de melhor desempenho.

A Tabela 10 a seguir apresenta a média e o desvio padrão amostral de passos por produto para os dois supermercados, após a exclusão de *outliers*, causados majoritariamente por pedidos com apenas 1 produto localizado muito distante da origem, distorcendo os dados. O tamanho de amostra para as análises desta seção é de 150 pedidos.

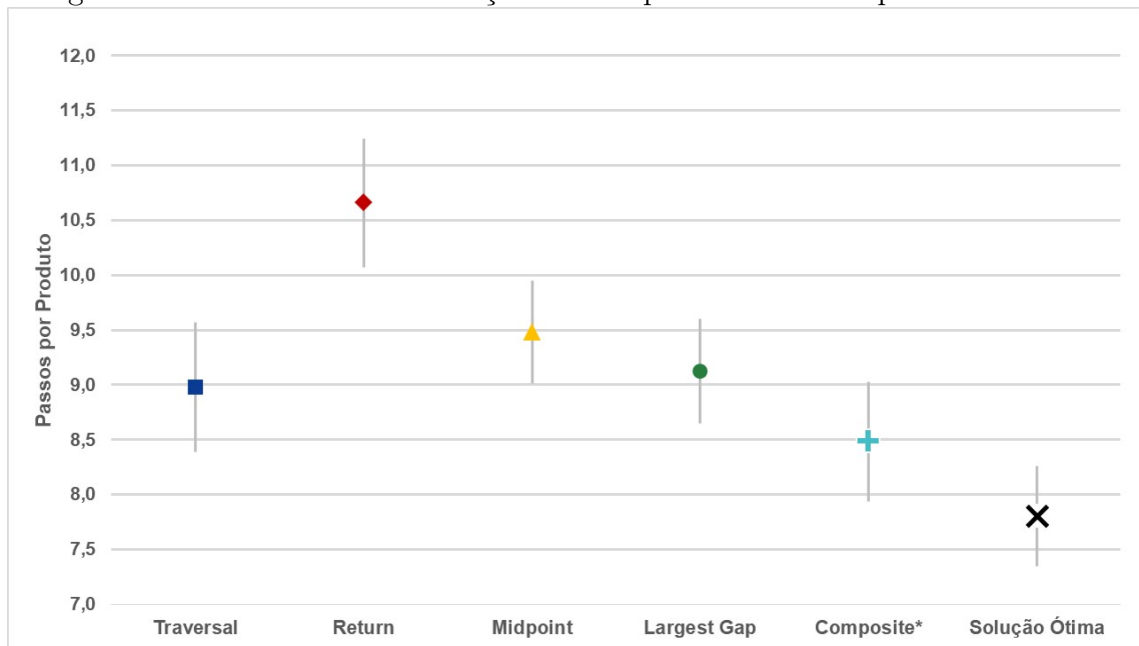
Tabela 10: Média e Desvio Padrão do Número de Passos por Produto

	Supermercado A		Supermercado B	
Método	Média	Desvio	Média	Desvio
<i>Traversal</i>	8,98	3,66	10,94	4,45
<i>Return</i>	10,66	3,63	14,26	5,01
<i>Midpoint</i>	9,48	2,90	11,02	3,35
<i>Largest Gap</i>	9,13	3,00	10,32	3,33
<i>Composite*</i>	8,48	3,36	10,17	3,90
Solução Ótima	7,81	2,84	8,97	3,20

Fonte: Elaborado pelo autor

Ao realizar a ANOVA para cada um dos supermercados, obteve-se o resultado de que para ambos pelo menos um método possui média do número de passos por produto diferente. O Teste de Tukey foi então utilizado para identificar estas diferenças, ilustradas nas Figuras 42 e 43 por gráficos com os Intervalos de Confiança, nos quais métodos cujos intervalos não se sobrepõem são os que possuem médias diferentes.

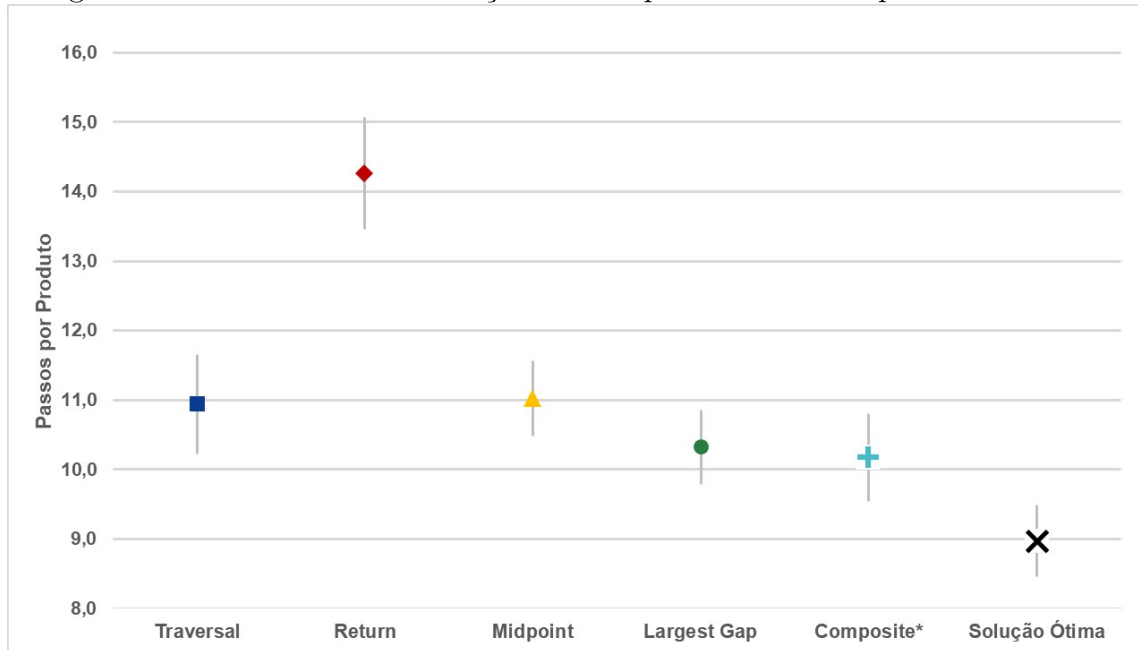
Figura 42: Intervalos de Confiança - Passos por Produto - Supermercado A



Fonte: Elaborado pelo autor

Como é possível observar na Figura 42, o único método que se diferencia dos demais é o método *Return*, que apresenta desempenho estatisticamente pior que todos os outros métodos para o Supermercado A, com média acima de 10,5 passos por produto. Além disso, considerando-se o nível de significância de 5% da análise, o método *Composite** é o único que possui desempenho considerado igual à solução ótima, com os demais métodos sendo estatisticamente iguais. Este desempenho muito bom do método *Composite**, aliado à simplicidade de sua formulação e facilidade de aplicação, o caracterizam como um método eficiente, sendo capaz de produzir resultados bastante satisfatórios de forma simples e direta.

Figura 43: Intervalos de Confiança - Passos por Produto - Supermercado B

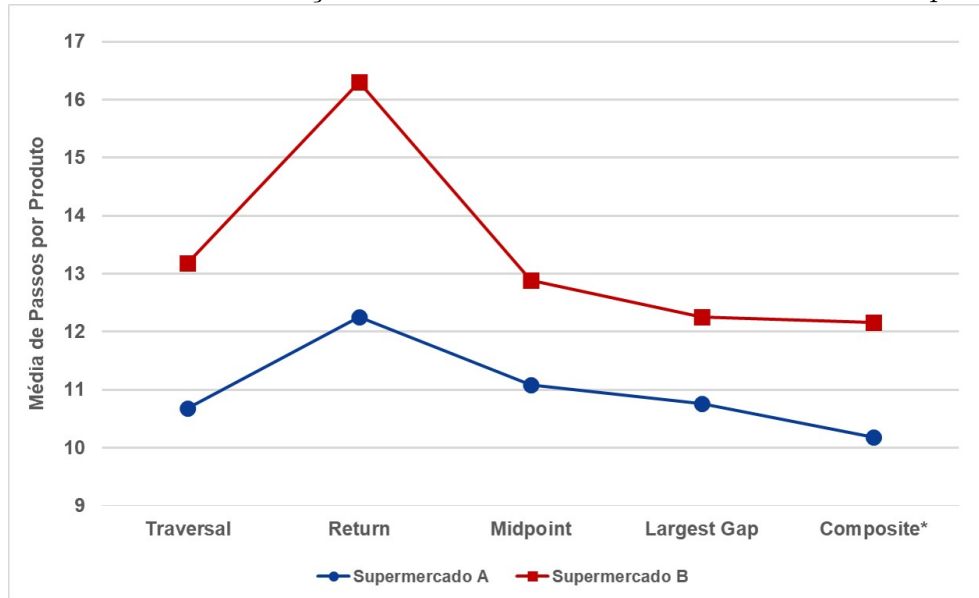


Fonte: Elaborado pelo autor

Ao analisar a Figura 43 a conclusão estatística do pior método é ainda mais clara do que no caso anterior, visto que o método *Return* distancia-se muito dos demais. Porém, para o Supermercado B, nenhum método heurístico pode ser considerado igual à solução ótima, sendo o método *Composite** o de menor média, seguido de perto pelo método *Largest Gap*, mas sendo impossível diferenciá-los estatisticamente dos demais, com exceção do método *Return*. Novamente, o desempenho do método *Composite** permite que este seja classificado como um método eficiente, apresentando resultados muito bons e mantendo a simplicidade de aplicação.

Ademais, como comentado anteriormente, é possível perceber que o Supermercado B apresenta dificuldades adicionais em relação ao Supermercado A, mesmo com os mesmos pedidos tendo sido coletados em ambos. Após realizar uma ANOVA adicional com dois fatores, *Layout* e Método de Roteamento de Coleta, constatou-se estatisticamente que o Supermercado A apresenta menores médias do número de passos por produto, como é possível observar na Figura 44. O efeito da mudança de supermercado é sentido de forma desproporcional entre o método *Return* e os demais métodos, mas não foi identificada uma interação significativa entre os fatores.

Figura 44: Análise de Interação de Fatores - Método de Roteamento x Supermercado



Fonte: Elaborado pelo autor

Por fim, de modo a relacionar brevemente os resultados deste capítulo com os resultados do capítulo 4, é possível perceber uma grande semelhança entre o gráfico da Figura 44 e o terceiro gráfico da Figura 28. Esta semelhança reforça a interdisciplinaridade do tema abordado neste trabalho e corrobora a aproximação do caso real dos supermercados com os experimentos conduzidos em cenários gerados.

5.4 Principais *Insights* e Recomendações Práticas

Ao longo deste capítulo, foram apresentadas as diversas análises conduzidas para entender melhor o Problema de Roteamento de Coleta aplicado a casos reais de dois supermercados operando com vendas *online*, permitindo assim produzir alguns *insights* e recomendações práticas acerca do tema.

A principal descoberta deste capítulo é o bom desempenho do método *Composite**, que para ambos os supermercados apresenta médias de número de passos por pedido e número de passos por produto bastante abaixo da média geral dos demais e muitas vezes se aproxima da solução ótima. Esta descoberta, como já comentado anteriormente, corrobora o principal resultado já apresentado no capítulo 4, reforçando assim o desempenho deste método desenvolvido no presente trabalho. Além disso, deve-se destacar também o método *Traversal*, que, mesmo sendo o mais simples dentre os analisados, apresentou desempenho muito bom e próximo do *Composite**, reforçando sua eficiência.

Os métodos *Midpoint* e *Largest Gap* apresentam desempenhos muito semelhantes em todas as análises, fato que não é surpreendente considerando que suas formulações são bastante similares, pois dividem os corredores em duas partes e podem acessá-los por ambas as extremidades. Mesmo assim, é possível destacar uma diferença um pouco maior entre estes métodos no Supermercado B, que, devido ao bloco mais longo com 12 posições de coleta, contra 9 do Supermercado A, permite que o método *Largest Gap* tenha mais opções de roteamento devido à distribuição mais espaçada dos itens por corredor.

Por outro lado, esta mesma característica de bloco longo destaca de forma mais marcante o mau desempenho do método *Return* no Supermercado B, com médias muito distantes dos demais métodos. Porém, esta característica não se limita apenas ao Supermercado B, visto que em todas as análises o desempenho deste método esteve muito abaixo dos demais, algo possivelmente já esperado considerando a formulação muitas vezes contraintuitiva do método.

Ao comparar os dois supermercados com base nos seus *layouts*, foi possível perceber que o Supermercado A possui um desempenho um pouco melhor, fruto da presença de um Corredor de Cruzamento, que apresenta ao coletor uma variedade maior de rotas. As dificuldades causadas pelos corredores um pouco mais longos no Supermercado B em relação ao Supermercado A não foram suficientes para contrabalancear os benefícios obtidos pela divisão do deste em dois blocos.

Por fim, retomando o propósito principal deste capítulo, para que supermercados e aplicativos de entrega de pedidos obtenham ganhos operacionais na atividade de coleta e se destaquem por sua eficiência frente aos clientes, recomenda-se a utilização do método *Composite** no momento do roteamento de coleta. Este método produziu as menores médias de número de passos para todos os tamanhos de pedidos e para os diferentes *layouts* de supermercados, além de apresentar um *gap* bem pequeno para a solução ótima.

Ademais, ao se considerar que o método escolhido deverá ser ensinado aos coletores de pedidos nos supermercados, a simplicidade e a facilidade de memorização são fatores a serem considerados. Ainda assim, o método *Composite** possui formulação bastante simples, podendo ser facilmente memorizado pelos coletores, diferentemente dos métodos *Midpoint* e *Largest Gap* que possuem formulações um pouco mais complexas. Desta forma, pode-se dizer que o método *Composite** é o método heurístico de Roteamento de Coleta mais eficiente analisado neste estudo.

6 CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS FUTURAS

6.1 Síntese do Trabalho

Neste trabalho, tendo como objetivo avaliar o desempenho de métodos heurísticos de Roteamento de Coleta em armazéns e aplicá-los em um contexto de coleta de pedidos em supermercados com vendas *online*, o problema foi separado em duas partes. Na primeira parte, os métodos heurísticos de Roteamento de Coleta foram avaliados de forma conjunta a Políticas de Alocação de SKUs e métodos heurísticos de Agrupamento de Pedidos, de modo a gerar recomendações de aplicação bastante abrangentes para armazéns com diversas características. Já na segunda parte, houve uma simplificação do problema, que foi trabalhado em instâncias menores, mas que apresentam um apelo prático mais relevante, dada a origem completamente realista dos dados e aplicações.

Tratando da primeira parte do trabalho, diversos métodos heurísticos apresentados na literatura foram revisitados, tendo suas particularidades descritas de maneira bastante detalhada para claro entendimento de seu funcionamento. Além disso, um novo método heurístico de Roteamento de Coleta, chamado de *Composite**, foi proposto no presente trabalho, baseando-se em um método de Programação Dinâmica, considerado muito complexo para os objetivos do trabalho.

De modo a desenvolver uma análise abrangente e completa, uma grande variedade de cenários, retratando diversas características de armazéns, foram gerados baseando-se em dados realistas de mercado, a fim de obter resultados aderentes à realidade. Todos os métodos considerados no estudo foram então implementados computacionalmente para que os experimentos pudessem ser conduzidos e os dados destes coletados para a subsequente análise.

Posteriormente, duas análises principais foram realizadas, a primeira com o objetivo de apresentar as melhores Políticas de Alocação de SKUs, os melhores métodos de Agrupamento de Pedidos e os melhores métodos de Roteamento de Coleta em um contexto geral, e a segunda com o objetivo de identificar interações entre estes três fatores que pudessem gerar resultados melhores na operação da coleta de pedidos em um armazém.

Na primeira análise, constatou-se que a Política de Alocação de SKUs *Within-Aisle* e

o método de Roteamento de Coleta *Composite** apresentaram os melhores desempenhos individuais para estas atividades, proporcionando médias de distância total percorrida menores que os demais, ao passo que nenhum método de Agrupamento de Pedidos obteve um destaque muito grande, com boa parte dos métodos analisados estando bastante nivelados. Na segunda análise, foi constatado a presença de uma forte interação entre a Política de Alocação de SKUs *Across-Aisle* e o método de Roteamento de Coleta *Return*, que ao serem utilizados juntos, reduzem de forma significativa as distâncias percorridas na coleta de pedidos.

Ao se tratar da segunda parte do trabalho, a única atividade da coleta de pedidos analisada foi o Roteamento de Coleta, utilizando os mesmos métodos heurísticos da primeira parte. Porém, diferentemente desta, os métodos foram aplicados à demanda real de dois supermercados, que tiveram seus *layouts* e distribuição de produtos mapeados, de modo a permitir uma análise realista da operação dos estabelecimentos. Além disso, foi utilizada uma modelagem do Problema de Roteamento de Coleta para realizar o roteamento de coleta de cada pedido, podendo assim comparar o desempenho dos métodos heurísticos com as soluções ótimas.

Neste caso, novamente duas análises principais foram realizadas, a primeira visando definir qual método apresentava as menores distâncias totais para a coleta dos pedidos em ambos os supermercados e quão próximo da solução ótima os métodos estariam, e a segunda visando identificar se haveria diferença no desempenho dos métodos entre os dois supermercados, que possuem *layouts* distintos.

Na primeira análise, constatou-se novamente que o método *Composite** apresenta o melhor desempenho entre os métodos de Roteamento de Coleta, estando próximo da solução ótima para o supermercado com o *layout* com um bloco e sendo estatisticamente igual à solução ótima no supermercado com *layout* de dois blocos. Por outro lado, o método *Return* apresenta desempenhos piores que os demais para praticamente todos os tamanhos de pedidos e para ambos os supermercados. Na segunda análise, foi constatado que o supermercado com *layout* de dois blocos proporciona distâncias de coleta menores que o supermercado com apenas um bloco.

Esta proximidade das médias das soluções ótimas, junto com a simplicidade de formulação e aplicação do método *Composite**, permitem que este seja tratado como um método heurístico eficiente.

6.2 Limitações e Desdobramentos

Tratando das conclusões obtidas neste trabalho, é importante ressaltar algumas limitações das análises realizadas e apresentar alguns possíveis desdobramentos destas.

Na primeira parte do trabalho, não foi possível realizar análises para identificação de interações de grau mais alto entre fatores, algo que poderia indicar melhorias nas soluções conjuntas obtidas pelos métodos. Além disso, devido à complexidade do problema e ao tempo necessário para os experimentos, alguns fatores tiveram sua quantidade de níveis reduzida.

Desta forma, como desdobramento, seria interessante aumentar os níveis de alguns fatores relacionados à criação dos cenários, como o número de Corredores de Cruzamento e a Variabilidade do Número de Itens por pedido.

Na segunda parte do trabalho, as limitações estão relacionadas às adaptações que precisaram ser feitas nos *layouts* dos supermercados de modo que as implementações em Python pudessem ser utilizadas. Além disso, o agrupamento dos produtos em categorias com o intuito de simplificar o problema pode ter limitado a variedade dos pedidos, além de generalizar posições de coleta no supermercado.

Como desdobramentos para esta parte do trabalho, o desenvolvimento de heurísticas que pudessem ser aplicadas a *layouts* não exclusivamente retangulares poderia trazer uma perspectiva completamente nova para o problema, assim como a inclusão de métodos não tão simples, como Programação Dinâmica, para avaliar o desempenho destes em relação aos métodos utilizados. Ademais, a expansão do número de produtos considerados aumentaria a aderência à realidade de um supermercado.

6.3 Considerações Finais

Do ponto de vista pedagógico, o presente trabalho permitiu que fossem colocados em prática diversos conhecimentos técnicos e teóricos, dentre eles:

- 1) Modelagem de um problema de otimização;
- 2) Implementação de métodos heurísticos em linguagem de programação Python;
- 3) Desenvolvimento de um novo método heurístico para a resolução do problema;
- 4) Condução de diversas análises comparativas e aplicação de diferentes métodos estatísticos;

5) Redação de um relatório técnico detalhado.

Por fim, como conclusão final, espera-se que as descobertas apresentadas neste trabalho possam ser aplicadas em situações práticas, seja na definição da melhor combinação de métodos para a operação de um armazém, seja no treinamento de coletores em supermercados visando aumento de eficiência na coleta de pedidos de vendas *online*. Ademais, espera-se que este trabalho contribua para o desenvolvimento de estudos mais aprofundados, gerando assim mais conhecimento sobre o tema.

REFERÊNCIAS

- ABCOMM. *Supermercado a um clique de distância: o crescimento do e-grocery*. 2020. . Disponível em: <https://www.ecommercebrasil.com.br/noticias/crescimento-do-e-grocery-supermercado-online/>.
- ABRAS. *Carrefour Brasil vê e-commerce em expansão*. 2020. . Disponível em: <https://www.abras.com.br/clipping/redes-de-supermercados/71271/carrefour-brasil-ve-e-commerce-em-expansao>.
- ALVARENGA, D. *Comércio eletrônico: comida por delivery e supermercados são categorias que mais crescem na pandemia*. 2021. . Disponível em: <https://g1.globo.com/economia/noticia/2021/05/26/comercio-eletronico-comida-por-delivery-e-supermercados>.
- AZADNIA, A. H.; TAHERI, S.; GHADIMI, P.; MAT SAMAN, M. Z.; WONG, K. Y. Order Batching in warehouses by minimizing Total Tardiness: A Hybrid Approach of Weighted Association Rule Mining and Genetic Algorithms. *The Scientific World Journal*, v. 2013, p. 13 p., 2013.
- BALLOU, R. H. *Business Logistics/Supply Chain Management*. [S.l.]: Pearson Education, 2004. v. 5.
- BOYSEN, N.; DE KOSTER, R.; WEIDINGER, F. Warehousing in the e-commerce era: A survey. *European Journal of Operational Research*, v. 277, p. 396–411, 2019.
- BURKARD, R.; DENEKO, V. G.; WOEGINGER, G. J. Well-solvable special cases of the traveling salesman problem: A survey. *SIAM Review*, v. 40(3), p. 496–546, 1998.
- CANO, J. A.; CORREA-ESPINAL, A. A.; GÓMEZ-MONTOYA, R. A. An evaluation of picking routing policies to improve warehouse efficiency. *International Journal of Industrial Engineering and Management*, v. 8(4), p. 229–238, 2017.
- CHOE, K.; SHARP, G. *Small parts order picking: design and operation*. 1991. . Disponível em: <https://www2.isye.gatech.edu/~mgoetsch/cali/Logistics%20Tutorial/order/article.htm>.
- CLARKE, G.; WRIGHT, W. Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Operations Research*, v. 12, p. 568–581, 1964.
- CLAUS, A. A new formulation of the travelling salesman problem. *SIAM Journal on Algebraic and Discrete Methods*, v. 5, p. 21–25, 1984.
- COYLE, J. J.; BARDI, E. J.; LANGLEY, J. C. *Management of Business Logistics: A Supply Chain Perspective*. [S.l.]: Thomson Learning, 2003. v. 7.
- CURLEY, R. *Warehouse Dispatch - Choosing AS/RS Equipment*. 2016. . Disponível em: <https://info.archon-interactive.com/blog/choosing-as/rs-equipmen>.

- DE KOSTER, R.; LE-DUC, T.; ROODBERGEN, K. J. Design and control of warehouse order picking: A literature review. *European Journal of Operational Research*, v. 182(2), p. 481–501, October 2007.
- DE KOSTER, R.; VAN DER POORT, E. S.; WOLTERS, M. Efficient orderbatching methods in warehouses. *International Journal of Production Research*, v. 37(7), p. 1479–1504, 1999.
- DOLAN, E. D.; MORÉ, J. J. Benchmarking optimization software with performance profiles. *Mathematical Programming*, v. 91, p. 201–213, 2002.
- DOS SANTOS, F. A. N.; MUNARI, P. Otimização do agrupamento de ordens e roteirização de coleta: Um estudo de caso em um armazém de e-commerce. *Pesquisa Operacional para o Desenvolvimento*, v. 9(2), p. 62–81, 2017.
- ELA; A.T. KEARNEY. *Excellence in logistics 2003/2004*. [S.l.]: Deutscher Verkehrs-Verlag, 2004. v. 1.
- ELSAIED, E. A.; UNAY, I. O. Order batching algorithms and travel-time estimations for automated storage/retrieval systems. *International Journal of Production Research*, v. 27, p. 1097–1114, 1989.
- FMS, M. *Curva ABC: o que é e para que serve?* 2019. . Disponível em: <https://www.fm2s.com.br/curva-abc-o-que-e-para-que-serve/>.
- FRAZELLE, E. *World-Class Warehousing and Material Handling*. [S.l.]: McGraw-Hill, 2002. v. 1.
- GADEMANN, N.; VAN DE VELDE, S. Order batching to minimize total travel time in a parallel-aisle warehouse. *IEE Transactions*, v. 37(1), p. 63–75, 2005.
- GIBSON, D. R.; SHARP, G. P. Order batching procedures. *European Journal of Operational Research*, v. 58, p. 57–67, 1992.
- GINAID, A. *E-grocery: seria o futuro das compras de supermercados?* 2020. . Disponível em: <https://www.ilos.com.br/web/e-grocery-seria-o-futuro-das-compras-de-supermercados/>.
- GINAID, A. *Os desafios do e-grocery para as empresas*. 2020. . Disponível em: <https://www.ilos.com.br/web/os-desafios-do-e-grocery-para-as-empresas>.
- GOETSCHALCKX, M.; ASHAYERI, J. Classification and design of order picking systems. *Logistics World*, June, p. 99–106, June 1989.
- GOETSCHALCKX, M.; RATLIFF, D. H. Order picking in an aisle. *IEE Transactions*, v. 20(1), p. 53–62, 1988.
- GU, J.; GOETSCHALCKX, M.; MCGINNIS, L. F. Research on warehouse design and performance evaluation: A comprehensive review. *European Journal of Operational Research*, v. 203(3), p. 539–549, 2007.
- HALL, R. W. Distance approximations for routing manual pickers in a warehouse. *IEE Transactions*, v. 25(4), p. 76–87, 1993.

HANDFIELD, R. B.; NICHOLS JR, E. L. *Introduction to Supply Chain Management*. [S.l.]: Pearson, 1999. v. 3.

HO, Y.-C.; SU, T.-S.; SHI, Z.-B. Order-batching methods for an order-picking warehouse with two cross aisles. *Computers and Industrial Engineering*, v. 55(2), p. 321–347, 2008.

HO, Y.-C.; TSENG, Y. Y. A study on order-batching methods of order-picking in a distribution center with two cross aisles. *International Journal of Production Research*, v. 44(17), p. 3391–3417, 2006.

INFOVAREJO. *E-grocery, entenda o que é e quais os desafios dessa tendência*. 2020. . Disponível em: <https://www.infovarejo.com.br/e-grocery-entenda-o-que-e-e-quais-os-desafios-dessa-tendencia/>.

JUNQUEIRA, G. *E-commerce em supermercados em momento de pandemia*. 2020. . Disponível em: <https://www.ecommercebrasil.com.br/artigos/e-commerce-em-supermercados-em-momento-de-pandemia>.

JUNQUEIRA, L. *Modelos e Algoritmos para Problemas Integrados de Roteamento e Carregamento de Veículos*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de São Carlos, 2013.

LAMBERT, D. M.; COPPER, M. C.; PAGH, J. D. Supply chain management: Implementation issues and research opportunities. *The International Journal of Logistics Management*, v. 9(2), p. 1–19, 1998.

LE-DUC, T. *Design and control of efficient order picking processes*. Tese (Doutorado) — Erasmus University, Rotterdã, Holanda, 2005.

LETCHFORD, A. N.; NASIRI, S.; THEIS, D. O. Compact formulations of the Steiner traveling salesman problem and related problems. *European Journal of Operational Research*, v. 228(1), p. 83–92, 2013.

LIEROW, M.; HAUSER, K.; HERZOG, C.; O'HARA, T. *Supply-Chain Optimization: Levers for rapid EBITDA*. 2017. . April 16, 2020. Disponível em: <https://www.oliverwyman.com/our-expertise/insights/2018/may/supply-chain-optimization--levers-for-rapid-ebitda.htm>.

MASAE, M.; GLOCK, C. H.; GROSSE, E. H. Order picker routing in warehouses: A systematic literature review. *International Journal of Production Economics*, v. 224, 2020.

MEMORIA, J. P. *Breve História da Estatística*. [S.l.]: Embrapa, 2004. v. 1.

MENTZER, J. T.; DEWITT, W.; KEEBLER, J. S.; MIN, S.; NIX, N. W.; SMITH, C. D.; ZACHARIA, Z. G. Defining supply chain management. *Journal of Business Logistics*, v. 22(2), p. 1–25, 2001.

MICHEL, R. *2018 Warehouse/Distribution Center Equipment Survey: Automation Robotics Lead Robust Outlook*. 2018. . Disponível em: https://www.logisticsmgmt.com/article/2018_warehouse_distribution_center_equipment_survey_automation_robotics_le.

- MICHEL, R. *2019 Warehouse/DC Operations Survey: Tight labor and space pressures drive a technology surge*. 2019. . Disponível em: https://www.logisticsmgmt.com/article/2019_warehouse_dc_operations_survey_tight_labor_and_space_pressures_drive_a).
- MICHEL, R. *2020 Warehouse/DC Operations Survey: COVID-19 pandemic hits, operations respond*. 2020. . Disponível em: https://www.logisticsmgmt.com/article/2020_warehouse_dc_operations_surve}).
- MILLER, C. E.; TUCKER, A. W.; ZEMLIN, R. A. Integer Programming Formulations and Travelling Salesman Problems. *Journal of the Association for Computing Machinery*, v. 7, p. 326–329, 1960.
- MUNARI, P. A. Comparação de softwares científicos utilizando perfis de desempenho: automatização dos cálculos pela planilha perfis.xls. *ICMC*, 2009.
- OMS. *WHO Director-General's opening remarks at the media briefing on COVID-19*. 2020. . Disponível em: <https://www.who.int/director-general/speeches/detail/who-director-general-s-opening-remarks-at-the-media-briefing-on-covid-19---11-march-2020>}).
- OZTURKOGLU, O.; HOSER, D. A discrete cross aisle design model for order-picking warehouses. *European Journal of Operational Research*, v. 275, p. 411–430, 2019.
- PAN, C. H.; LIU, S. Y. A comparative study of order batching algorithms. *Omega International Journal of Management Science*, v. 23, p. 691–700, 1995.
- PETERSEN, C. G. Routeing and storage policy interaction in order picking operations. *Decision Sciences Institute Proceedings*, v. 3, p. 1614–1616, 1995.
- PETERSEN, C. G. An evaluation of order picking routeing policies. *International Journal Operations and Production Management*, v. 17(11), p. 1098–1111, 1997.
- PETERSEN, C. G.; SCHMENNER, R. W. An evaluation of routing and volume-based storage policies in a order picking operation. *Decisions Sciences Journal*, v. 30(2), p. 481–501, 1999.
- REISER, C. *Megatrends in Warehousing and Fulfillment*. 2020. . Disponível em: <https://logisticsviewpoints.com/2020/11/11/megatrends-warehousing-fulfillment/>}).
- RIVLIN, O. *Reinforcement Learning for Combinatorial Optimization*. 2018. Towards Data Science. July 04, 2020. Disponível em: <https://towardsdatascience.com/reinforcementlearning-for-combinatorial-optimization-d1402e396e91>}).
- RODRIGUEZ-PEREIRA, J.; ANDEZ, E. F.; LAPORTE, G.; BENAVENT, E.; MARTINEZ-SYKORA, A. The steiner traveling salesman problem and its extensions. *European Journal of Operational Research*, v. 278(2), p. 615–628, 2019.
- ROODBERGEN, K. J.; DE KOSTER, R. Routing methods for warehouses with multiple cross aisles. *International Journal of Production Research*, v. 39(9), p. 1865–1883, 2001.
- ROODBERGEN, K. J.; VIS, I. F. A. A survey of literature on automated storage and retrieval systems. *European Journal of Operational Research*, v. 194(2-16), p. 343–362, 2009.

ROSENWEIN, M. B. An application of cluster analysis to the problem of locating items within a warehouse. *IIE Transactions*, v. 26(1), p. 101–103, 1994.

ROSENWEIN, M. B. A comparison of heuristics for the problem of batching orders for warehouse selection. *International Journal of Production Research*, v. 34, p. 657–664, 1996.

SALOMAO, K. *Uber acirra briga com Rappi e iFood e chega a supermercados*. 2020. . Disponível em: <https://exame.com/negocios/uber-acirra-briga-com-rappi-e-ifood-e-chega-a-supermercados/>.

SCHOLZ, A.; HENN, S.; STUHLMANN, M.; WASCHER, G. A new mathematical programming formulation for the single-picker routing problem. *European Journal of Operational Research*, v. 253(1), p. 68–84, 2016.

TOMPKINS, J. A.; WHITE, J. A.; BOZER, Y. A.; TANCHOCO, J. M. *Facilities Planning*. [S.l.]: John Wiley and Sons, 2003. v. 3.

VALLE, C. A.; BEASLEY, J. E.; CUNHA, A. S. da. Optimally solving the joint order batching and picker routing problem. *European Journal of Operational Research*, v. 262(3), p. 817–834, 2017.

VAN GILS, T.; RAMAEKERS, K.; BRAEKERS, K.; DEPAIRE, B.; CARIS, A. Increasing order picking efficiency by integrating storage, batching, zone picking, and routing policy decisions. *International Journal of Production Research*, v. 197, p. 243–261, 2018.

WAREHOUSEONE. *Average Warehouse Sizes Space Planning Tips*. 2020. . Disponível em: <https://www.wh1.com/warehouse-square-footage-tips/>.

WASCHER, G. Order Picking: A survey of planning problems and methods. *Supply Chain Management and Reverse Logistics*, p. 323–347, 2004.

WOLTERS, M. *Het batchen van orders in een magazijn: een vergelijking van heuristiken*. Dissertação (Mestrado) — University of Groningen (In Dutch), 1996.

ZUNIGA, C. A.; OLIVARES-BENITEZ, E.; TENAHUA, A. M.; MUJICA, M. A. A methodology to solve the Order Batching Problem. *International Federation of Automatic Control*, v. 48(3), p. 1380–1386, 2015.

APÊNDICE A

O propósito deste apêndice é a apresentação do formulário utilizado para a coleta de dados no capítulo 5, e é dividido em duas partes: coleta de dados comportamentais dos clientes de supermercados na pandemia e coleta de dados específicos de pedidos realizados de maneira online pelo respondente. Este formulário, desenvolvido na plataforma *Google Forms*, permite que o respondente envie mais de uma resposta, podendo assim submeter mais de um pedido que tenha realizado da maneira proposta.



Seção 1 de 3

Supermercado Online na Pandemia



Devido à pandemia de COVID-19 e às restrições de circulação impostas à população, muitas pessoas buscaram alternativas para realizar atividades rotineiras sem sair de casa. Neste contexto, a realização de compras em supermercados, uma atividade extremamente essencial, foi uma das mais afetadas.

Desta forma, a pesquisa a seguir tem como objetivo coletar dados sobre a prática de Compras Online em Supermercados. A pesquisa está dividida em 2 partes:

- 1) Coleta de informações sobre o uso do serviço de compras online em supermercados;
- 2) Coleta de dados de pedidos realizados de forma online em supermercados, para construção de cenários realistas de demanda e realização de simulações de métodos de roteamento de coleta em supermercados.

O preenchimento do formulário é bem rápido e não leva mais do que 3 minutos! Todos os dados coletados nesta pesquisa serão tratados de forma anônima e agregada, não havendo divulgação individual nem necessidade de identificação pessoal. Agradecemos desde já pelo seu tempo e pela sua participação!

Você já respondeu a este formulário?



- ☐ Sim, estou preenchendo novamente para um novo pedido
- ☐ Não

Seção 2 de 3

Hábitos de uso do serviço



Descrição (opcional)

Você já realizou compras online em supermercados? (através de aplicativos terceiros ou diretamente com o estabelecimento)

*

☐ Sim☐ Não

Desde o início da pandemia, com que frequência realiza pedidos desta maneira? *

☐ Menos de 1 vez por mês☐ 1 vez por mês☐ 2 vezes por mês☐ 1 vez por semana☐ Mais de 1 vez por semana☐ Não realizo pedidos desta maneira

Ao realizar pedidos online em supermercados, utilizo: *

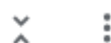
- ☐ Aplicativos especializados (Rappi, UberEats, Cornershop)
- ☐ Contato direto com o estabelecimento (site, telefone)
- ☐ Ambos os métodos acima
- ☐ Não realizo pedidos desta maneira
- ☐ Outros...

Quando a pandemia acabar, você pretende manter o hábito de fazer compras online em supermercados? *

- ☐ Sim, com certeza
- ☐ Sim, mas voltarei a frequentar o supermercado
- ☐ Talvez
- ☐ Não, prefiro fazer compras presencialmente
- ☐ Não realizei compras desta maneira durante a pandemia
- ☐ Outros...

Seção 3 de 3

Construção de Pedidos



Nesta seção, selecione os itens de um pedido já realizado por você ou que estariam presentes em um pedido típico caso decidisse realizar compras de maneira online.

Lembre-se de incluir apenas os itens de um único pedido realizado. Caso tenha realizado múltiplos pedidos ao longo da pandemia, agradecemos se puder responder o questionário mais de uma vez com os outros pedidos separadamente.

Frutas e Verduras

- ☐ Maçã
- ☐ Banana
- ☐ Laranja
- ☐ Mexerica
- ☐ Uva
- ☐ Limão
- ☐ Batata
- ☐ Tomate
- ☐ Cebola
- ☐ Cenoura
- ☐ Alho

Café da Manhã

- ☐ Itens de Padaria (Pão Francês/Pão Integral/Bolos)
 - ☐ Barra de Cereal
 - ☐ Cereal Matinal/Sucrilhos
 - ☐ Bolacha Recheada/Biscoito
 - ☐ Torrada
 - ☐ Geleia
 - ☐ Granola
 - ☐ Outros...
-

Carnes e Laticínios

- ☐ Iogurte
- ☐ Requeijão
- ☐ Queijo Ralado
- ☐ Queijos Fatiados
- ☐ Manteiga/Margarina
- ☐ Leite

- ☐ Leite Condensado
- ☐ Embutidos Fatiados (Salame/Presunto/Mortadela)
- ☐ Itens de Açougue
- ☐ Outros...

Condimentos/Enlatados

- ☐ Ketchup
- ☐ Mostarda
- ☐ Maionese
- ☐ Vinagre
- ☐ Azeite
- ☐ Molho de Pimenta
- ☐ Molho Inglês
- ☐ Molho de Salada
- ☐ Temperos
- ☐ Cogumelo Champignon
- ☐ Azeitona
- ☐ Ervilha/Milho

Mantimentos

- ☐ Macarrão
- ☐ Macarrão Integral
- ☐ Macarrão Instantâneo
- ☐ Arroz
- ☐ Arroz Integral
- ☐ Feijão
- ☐ Açúcar
- ☐ Sal
- ☐ Sal Grosso
- ☐ Farinha
- ☐ Café
- ☐ Achocolatado
- ☐ Óleo (Soja/Canola/Girassol)
- ☐ Ovos
- ☐ Outros...

Congelados

☐ Nuggets

☐ Lasagna

☐ Salsicha

☐ Pizza

☐ Outros...

Bebidas

☐ Refrigerante

☐ Cerveja

☐ Cerveja Premium

☐ Vinho

☐ Suco (Caixa)

☐ Suco Natural

☐ Suco (Concentrado)

☐ Água

☐ Destilados (Vodca/Gin/Tequila)

☐ Energético

Doces/Snacks

- ☐ Barra de Chocolate
 - ☐ Balas (Halls/Tic-Tac/Trident/Fini)
 - ☐ Sorvete
 - ☐ Salgadinho (Ruffles/Lays/Doritos)
 - ☐ Batata-Palha
 - ☐ Pipoca
 - ☐ Amendoim/Castanhas
 - ☐ Outros...
-

Limpeza/Farmácia

- ☐ Desodorante
- ☐ Álcool em Gel/Álcool
- ☐ Gilete
- ☐ Papel Toalha
- ☐ Guardanapo
- ☐ Sabão em Pó
- ☐ Detergente

APÊNDICE B

O propósito deste apêndice é a apresentação das recomendações obtidas pelos experimentos realizados no capítulo 4, com o intuito de indicar a melhor Política de Alocação de SKUs, o melhor método de Agrupamento de Pedidos e o melhor método de Roteamento de Coleta para cada configuração de armazém, além da melhor combinação entre estes três fatores. Utiliza-se a Tabela 1 para identificar as características que mais se assemelham às do armazém de interesse e definir o código do cenário, composto por 6 letras, a ser utilizado na consulta à tabela a seguir.

Cenário	Melhores Métodos			Resultado	Melhor Combinação			Resultado	Diferença
	Alocação de SKUs	Agrupamento de Pedidos	Roteamento de Coleta		Alocação de SKUs	Agrupamento de Pedidos	Roteamento de Coleta		
AAAAAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	3.425	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	3.410	0,4%
AAAAAB	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	1.664	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	1.664	0,0%
AAAABA	Within Aisle	MACC + RPS	Mipoint	2.905	Across Aisle	MSPCC + MNII	Mipoint	2.416	20,3%
AAAABB	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	1.601	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	1.601	0,0%
AAABAA	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	2.508	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	2.508	0,0%
AAABAB	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	1.346	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	1.346	0,0%
AAABBA	Within Aisle	MACC + RPS	Mipoint	2.484	Across Aisle	MNLC + MNII	Mipoint	2.379	4,4%
AAABBB	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	1.271	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	1.271	0,0%
AABAAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	8.086	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	8.043	0,5%
AABAAB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	3.224	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	3.224	0,0%
AABABA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	7.241	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	7.241	0,0%
AABABB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	3.208	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	3.205	0,1%
AABBAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	6.084	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	6.084	0,0%
AABBAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	2.622	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	2.622	0,0%
AABBBA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	5.730	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	5.730	0,0%
AABBBB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	2.635	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	2.635	0,0%
AACAAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	9.840	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	9.840	0,0%
AACAAB	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	3.624	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	3.624	0,0%
AACABA	Within Aisle	MACC + MNII	Composite*	9.919	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	9.737	1,9%
AACABB	Within Aisle	MNCC + MNII	Composite*	3.814	Within Aisle	MSPCC + RPS	Traversal	3.652	4,4%
AACBAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	7.294	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	7.294	0,0%
AACBAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	3.013	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	2.996	0,6%
AACBBA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	7.202	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	7.202	0,0%
AACBBB	Within Aisle	MACC + MNII	Composite*	3.182	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	3.036	4,8%
AADAAA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	10.796	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	10.787	0,1%
AADAAB	Within Aisle	MNLC + RCG	Composite*	3.876	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	3.791	2,2%
AADABA	Within Aisle	MNLC + MNII	Composite*	10.978	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	10.836	1,3%
AADABB	Within Aisle	MNLC + RCG	Composite*	3.884	Within Aisle	MSPCC + RCG	Composite*	3.883	0,0%
AADBAA	Within Aisle	MACC + RPS	Traversal	7.649	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	7.631	0,2%
AADBAB	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	3.094	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	3.094	0,0%
AADBBA	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	7.728	Within Aisle	MACC + RPS	Traversal	7.719	0,1%
AADBBB	Within Aisle	MNCC + MNII	Composite*	3.241	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	3.156	2,7%
ABAAAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	5.732	Within Aisle	MNCC + RPS	Mipoint	5.722	0,2%
ABAAAB	Within Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	2.926	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	2.829	3,4%
ABAABA	Across Aisle	MACC + RPS	Mipoint	4.001	Across Aisle	MNCC + MNII	Mipoint	3.986	0,4%
ABAAAB	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	2.745	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	2.710	1,3%
ABABAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	5.902	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	5.902	0,0%

Cenário	Melhores Métodos			Resultado	Melhor Combinação			Resultado	Diferença
	Alocação de SKUs	Agrupamento de Pedidos	Roteamento de Coleta		Alocação de SKUs	Agrupamento de Pedidos	Roteamento de Coleta		
ABABAB	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	3.105	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	3.105	0,0%
ABABBA	Across Aisle	MACC + RPS	Mipoint	3.868	Across Aisle	MSPCC + RPS	Mipoint	3.780	2,3%
ABABBB	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	2.807	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	2.805	0,1%
ABBAAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	15.056	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	15.046	0,1%
ABBAAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	6.375	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	6.322	0,8%
ABBABA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	12.795	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	12.795	0,0%
ABBABB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	6.053	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	5.957	1,6%
ABBBAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	11.467	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	11.467	0,0%
ABBBAB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	5.216	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	5.216	0,0%
ABBBBA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	10.158	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	10.158	0,0%
ABBBBB	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	5.010	Within Aisle	MACC + MNCA	Composite*	4.925	1,7%
ABCAAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	19.368	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	19.368	0,0%
ABCAAB	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	7.268	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	7.202	0,9%
ABCABA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	18.205	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	18.104	0,6%
ABCABB	Within Aisle	MACC + MNII	Composite*	7.358	Within Aisle	MNCC + RPS	Traversal	7.008	5,0%
ABCBA	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	14.196	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	14.196	0,0%
ABCBAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	6.020	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	6.020	0,0%
ABCBB	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	13.736	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	13.706	0,2%
ABCBBB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	5.941	Within Aisle	MNCC + RPS	Traversal	5.884	1,0%
ABDAAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	21.361	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	21.361	0,0%
ABDAAB	Within Aisle	MNLC + RCG	Composite*	7.792	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	7.532	3,4%
ABDABA	Within Aisle	MSPCC + MNII	Composite*	20.971	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	20.700	1,3%
ABDABB	Within Aisle	MNLC + RCG	Composite*	7.435	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	7.401	0,5%
ABDBAA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Traversal	15.198	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	15.094	0,7%
ABDBAB	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	6.242	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	6.242	0,0%
ABDBBA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	14.779	Within Aisle	MSPCC + RPS	Traversal	14.673	0,7%
ABDBBB	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	6.034	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	6.022	0,2%
ACAAAA	Across Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	9.756	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	9.553	2,1%
ACAAAB	Within Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	4.835	Within Aisle	MNCC + RPC	Largest Gap	4.770	1,3%
ACAABA	Across Aisle	MNCC + RPS	Mipoint	5.582	Across Aisle	MNCC + RPS	Mipoint	5.582	0,0%
ACAABB	Across Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	4.129	Across Aisle	MACC + RPC	Largest Gap	4.098	0,8%
ACABAA	Within Aisle	MNCC + RPC	Largest Gap	7.210	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	7.014	2,8%
ACABAB	Within Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	4.130	Within Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	4.119	0,3%
ACABBA	Across Aisle	MNCC + RPC	Largest Gap	5.080	Across Aisle	MNCC + RPC	Largest Gap	5.080	0,0%
ACABBB	Across Aisle	MNCC + RPC	Composite*	3.488	Across Aisle	MNCC + RPC	Composite*	3.488	0,0%
ACBAAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	25.863	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	25.863	0,0%
ACBAAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	11.113	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	11.102	0,1%
ACBABA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	21.208	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	21.208	0,0%
ACBABB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	10.152	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	10.096	0,6%
ACBBAA	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	20.083	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	20.026	0,3%
ACBBAB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	9.020	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	9.020	0,0%
ACBBBA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	17.178	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	17.178	0,0%
ACBBBB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	8.439	Within Aisle	MACC + RPC	Composite*	8.388	0,6%
ACCAAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	33.972	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	33.972	0,0%
ACCAAB	Within Aisle	MNCC + RPS	Traversal	12.535	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	12.497	0,3%

Cenário	Melhores Métodos			Resultado	Melhor Combinação			Resultado	Diferença
	Alocação de SKUs	Agrupamento de Pedidos	Roteamento de Coleta		Alocação de SKUs	Agrupamento de Pedidos	Roteamento de Coleta		
ACCABA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	31.172	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	31.172	0,0%
ACCABB	Within Aisle	MNCC + RPS	Traversal	12.041	Within Aisle	MACC + RPS	Traversal	12.027	0,1%
ACCBAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	24.728	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	24.728	0,0%
ACCBAB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	10.494	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	10.470	0,2%
ACCBBA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	23.543	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	23.488	0,2%
ACCBBB	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	10.020	Within Aisle	MNLC + MNCA	Traversal	9.923	1,0%
ACDAAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Traversal	37.514	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	37.286	0,6%
ACDAAB	Within Aisle	MNLC + RCG	Composite*	13.614	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	13.212	3,0%
ACDABA	Within Aisle	MSPCC + MNII	Composite*	36.012	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	35.582	1,2%
ACDABB	Within Aisle	MNLC + RCG	Composite*	12.684	Within Aisle	MNLC + RCG	Traversal	12.643	0,3%
ACDBAA	Within Aisle	MACC + RPS	Traversal	27.650	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	27.446	0,7%
ACDBAB	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	10.912	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	10.912	0,0%
ACDBBA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	25.524	Within Aisle	MSPCC + RPS	Traversal	25.264	1,0%
ACDBBB	Within Aisle	MNCC + RPS	Traversal	10.406	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	10.380	0,3%
ADAAAA	Across Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	16.299	Across Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	16.189	0,7%
ADAAAB	Within Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	8.627	Within Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	8.627	0,0%
ADAABA	Across Aisle	MNLC + RPS	Largest Gap	10.438	Across Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	10.178	2,6%
ADAABB	Across Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	7.135	Across Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	6.989	2,1%
ADABAA	Across Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	13.238	Within Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	12.746	3,9%
ADABAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	7.381	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	7.381	0,0%
ADABBA	Across Aisle	MNLC + RPS	Largest Gap	8.756	Across Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	8.593	1,9%
ADABBB	Across Aisle	MNCC + RPC	Largest Gap	6.433	Across Aisle	MNCC + RPC	Composite*	6.013	7,0%
ADBAAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	48.049	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	48.049	0,0%
ADBAAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	20.726	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	20.726	0,0%
ADBABA	Across Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	38.569	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	37.910	1,7%
ADBABB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	19.182	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	18.946	1,2%
ADBBAA	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	37.919	Within Aisle	MACC + MNCA	Composite*	37.894	0,1%
ADBBAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	16.804	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	16.703	0,6%
ADBBBA	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	31.572	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	31.306	0,8%
ADBBBB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	15.792	Within Aisle	MACC + RPC	Composite*	15.667	0,8%
ADCAAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	64.246	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	64.130	0,2%
ADCAAB	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	23.143	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	23.143	0,0%
ADCABA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	57.123	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	57.123	0,0%
ADCABB	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	22.416	Within Aisle	MNCC + RPS	Traversal	22.385	0,1%
ADCBAA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	47.690	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	47.650	0,1%
ADCBAB	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	19.312	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	19.312	0,0%
ADCBBA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	43.692	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	43.692	0,0%
ADCBBB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Traversal	18.476	Within Aisle	MNCC + RPS	Traversal	18.424	0,3%
ADDAAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Traversal	70.246	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	70.046	0,3%
ADDAAB	Within Aisle	MNLC + RCG	Composite*	25.999	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	25.186	3,2%
ADDABA	Within Aisle	MACC + MNII	Composite*	67.240	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	66.585	1,0%
ADDABB	Within Aisle	MACC + MNII	Composite*	23.841	Within Aisle	MACC + RCG	Traversal	23.534	1,3%
ADDBAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Traversal	50.088	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	50.000	0,2%
ADDBAB	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	20.804	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	20.732	0,4%
ADDBBA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	48.557	Within Aisle	MNCC + RPS	Traversal	48.141	0,9%

Cenário	Melhores Métodos			Resultado	Melhor Combinação			Resultado	Diferença
	Alocação de SKUs	Agrupamento de Pedidos	Roteamento de Coleta		Alocação de SKUs	Agrupamento de Pedidos	Roteamento de Coleta		
ADDBBB	Within Aisle	MNCC + RPS	Traversal	19.354	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	19.310	0,2%
BAAAAA	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	6.926	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	6.926	0,0%
BAAAAB	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	3.670	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	3.630	1,1%
BAAABA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Mipoint	5.924	Across Aisle	MNCC + RPC	Mipoint	5.405	9,6%
BAAABB	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	3.288	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	3.288	0,0%
BAABAA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	5.173	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	5.158	0,3%
BAABAB	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	2.809	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	2.809	0,0%
BAABBA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Mipoint	5.030	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	4.870	3,3%
BAABBB	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	2.632	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	2.632	0,0%
BABAAA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	15.197	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	15.197	0,0%
BABAAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	7.349	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	7.349	0,0%
BABABA	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	13.910	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	13.893	0,1%
BABABB	Within Aisle	MNCC + RPC	Composite*	6.818	Within Aisle	MNCC + RPC	Composite*	6.818	0,0%
BABBAA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	12.420	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	12.284	1,1%
BABBAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	6.104	Within Aisle	MNCC + RPC	Composite*	6.081	0,4%
BABBBA	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	10.971	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	10.971	0,0%
BABBBB	Within Aisle	MNCC + RPC	Composite*	5.899	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	5.888	0,2%
BACAAA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	22.422	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	22.264	0,7%
BACAAB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	8.630	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	8.630	0,0%
BACABA	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	19.925	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	19.848	0,4%
BACABB	Within Aisle	MACC + RPC	Composite*	8.725	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	8.642	1,0%
BACBAA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	17.364	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	17.255	0,6%
BACBAB	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	7.414	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	7.414	0,0%
BACBBA	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	15.810	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	15.724	0,5%
BACBBB	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	7.521	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	7.486	0,5%
BADAAA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	26.025	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	25.929	0,4%
BADAAB	Within Aisle	MACC + MNCA	Composite*	9.477	Within Aisle	MACC + MNCA	Composite*	9.477	0,0%
BADABA	Within Aisle	MNLC + MNII	Composite*	24.924	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	24.645	1,1%
BADABB	Within Aisle	MACC + RPC	Composite*	9.823	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	9.734	0,9%
BADBAA	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	19.267	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	19.171	0,5%
BADBAB	Within Aisle	MACC + MNCA	Composite*	7.966	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	7.886	1,0%
BADBBA	Within Aisle	MACC + MNII	Composite*	18.787	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	18.362	2,3%
BADBBB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	8.072	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	8.072	0,0%
BBAAAA	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	9.773	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	9.739	0,3%
BBAAAB	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	5.505	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	5.505	0,0%
BBAABA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Mipoint	7.940	Across Aisle	MNCC + RPS	Mipoint	6.951	14,2%
BBAABB	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	4.892	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	4.883	0,2%
BBABAA	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	7.760	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	7.760	0,0%
BBABAB	Within Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	4.744	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	4.648	2,1%
BBABBA	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	6.820	Across Aisle	MNLC + RPS	Largest Gap	6.680	2,1%
BBABBB	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	4.081	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	4.067	0,3%
BBBAAA	Within Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	25.204	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	24.997	0,8%
BBBAAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	14.106	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	13.490	4,6%
BBBABA	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	21.392	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	21.325	0,3%
BBBABBB	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	11.550	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	11.510	0,3%

Cenário	Melhores Métodos			Resultado	Melhor Combinação			Resultado	Diferença
	Alocação de SKUs	Agrupamento de Pedidos	Roteamento de Coleta		Alocação de SKUs	Agrupamento de Pedidos	Roteamento de Coleta		
BBBBAA	Within Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	21.218	Within Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	21.218	0,0%
BBBBAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	11.328	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	11.328	0,0%
BBBBBA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	17.736	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	17.540	1,1%
BBBBBB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	10.101	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	10.057	0,4%
BBCAAA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	40.617	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	40.464	0,4%
BBCAAB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	16.576	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	16.497	0,5%
BBCABA	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	33.816	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	33.768	0,1%
BBCABB	Within Aisle	MSPCC + RPC	Composite*	15.890	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	15.819	0,4%
BBCBAA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	33.131	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	33.131	0,0%
BBCBAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	14.040	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	14.040	0,0%
BBCBBA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	27.321	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	27.321	0,0%
BBCBBB	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	13.690	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	13.690	0,0%
BBDAAB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	49.868	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	49.770	0,2%
BBDAAB	Within Aisle	MACC + MNCA	Composite*	18.509	Within Aisle	MACC + MNCA	Composite*	18.509	0,0%
BBDAAB	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	44.670	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	44.670	0,0%
BBDAAB	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	18.448	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	18.371	0,4%
BBDBAA	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	36.719	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	36.609	0,3%
BBDBAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	15.302	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	15.302	0,0%
BBDBBA	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	34.441	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	34.344	0,3%
BBDBBB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	15.353	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	15.353	0,0%
BCAAAA	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	13.932	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	13.932	0,0%
BCAAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	8.577	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	8.318	3,1%
BCAABA	Within Aisle	MNCC + RPS	Mipoint	10.778	Across Aisle	MNCC + RPS	Mipoint	9.346	15,3%
BCAABB	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	7.045	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	7.022	0,3%
BCABAA	Within Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	11.233	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	11.115	1,1%
BCABAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	7.345	Within Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	7.075	3,8%
BCABBA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	9.114	Across Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	8.746	4,2%
BCABBB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	6.097	Within Aisle	MNCC + RPC	Composite*	6.047	0,8%
BCBAAA	Across Aisle	MSPCC + MNCA	Largest Gap	42.505	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	39.671	7,1%
BCBAAB	Across Aisle	MACC + MNCA	Largest Gap	24.760	Within Aisle	MNCC + RPC	Composite*	22.384	10,6%
BCBABA	Within Aisle	MNCC + RPC	Composite*	32.919	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	32.700	0,7%
BCBABB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	18.889	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	18.703	1,0%
BCBBAA	Within Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	34.052	Within Aisle	MNCC + RPC	Largest Gap	33.976	0,2%
BCBBAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	18.985	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	18.834	0,8%
BCBBBA	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	27.311	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	27.311	0,0%
BCBBBB	Across Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	16.585	Across Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	16.542	0,3%
BCCAAA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	68.094	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	68.094	0,0%
BCCAAB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	28.634	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	28.634	0,0%
BCCABA	Within Aisle	MNCC + RPC	Composite*	54.520	Within Aisle	MNCC + RPC	Composite*	54.520	0,0%
BCCABB	Within Aisle	MSPCC + RPC	Composite*	26.533	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	26.470	0,2%
BCCBAA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	55.012	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	55.012	0,0%
BCCBAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	24.304	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	24.304	0,0%
BCCBBA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	45.485	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	45.395	0,2%
BCCBBB	Within Aisle	MACC + MNCA	Composite*	23.211	Within Aisle	MACC + MNCA	Composite*	23.211	0,0%
BCDAAB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	84.736	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	84.553	0,2%

Cenário	Melhores Métodos			Resultado	Melhor Combinação			Resultado	Diferença
	Alocação de SKUs	Agrupamento de Pedidos	Roteamento de Coleta		Alocação de SKUs	Agrupamento de Pedidos	Roteamento de Coleta		
BCDAAB	Within Aisle	MACC + MNCA	Composite*	32.130	Within Aisle	MACC + MNCA	Composite*	32.130	0,0%
BCDABA	Within Aisle	MACC + RPC	Composite*	73.769	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	73.707	0,1%
BCDABB	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	31.460	Within Aisle	MNLC + RPS	Composite*	31.197	0,8%
BCDBAA	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	62.772	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	62.564	0,3%
BCDBAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	26.360	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	26.360	0,0%
BCDBBA	Across Aisle	MNLC + RPC	Composite*	59.342	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	58.062	2,2%
BCDBBB	Within Aisle	MACC + RPC	Composite*	26.119	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	25.969	0,6%
BDAAAA	Across Aisle	MNLC + RPS	Largest Gap	23.381	Within Aisle	MNLC + RPS	Largest Gap	22.849	2,3%
BDAAAB	Across Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	15.141	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	14.195	6,7%
BDAABA	Across Aisle	MNCC + RPC	Largest Gap	12.868	Across Aisle	MNCC + RPC	Largest Gap	12.868	0,0%
BDAABB	Across Aisle	MNCC + RPC	Largest Gap	11.277	Across Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	11.174	0,9%
BDABAA	Across Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	19.282	Within Aisle	MNCC + RPC	Largest Gap	18.354	5,1%
BDABAB	Across Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	13.308	Within Aisle	MNCC + RPC	Largest Gap	12.486	6,6%
BDABBA	Across Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	12.782	Across Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	12.782	0,0%
BDABBB	Across Aisle	MNCC + RPC	Largest Gap	10.236	Across Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	9.825	4,2%
BDBAAA	Across Aisle	MSPCC + MNCA	Largest Gap	74.991	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Largest Gap	70.161	6,9%
BDBAAB	Within Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	43.264	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	41.304	4,7%
BDBABA	Across Aisle	MNCC + RPC	Largest Gap	54.831	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	53.559	2,4%
BDBABB	Across Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	34.716	Across Aisle	MACC + MNCA	Composite*	33.113	4,8%
BDBBAA	Across Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	63.126	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	60.464	4,4%
BDBBAB	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	35.101	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	35.101	0,0%
BDBBBA	Across Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	47.298	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	46.460	1,8%
BDBBBB	Across Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	31.755	Across Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	29.684	7,0%
BDCAAA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	125.416	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	124.879	0,4%
BDCAAB	Within Aisle	MACC + MNCA	Composite*	53.444	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	53.347	0,2%
BDCABA	Across Aisle	MSPCC + RPC	Largest Gap	98.230	Within Aisle	MNCC + RPC	Largest Gap	94.494	4,0%
BDCABB	Within Aisle	MACC + MNCA	Composite*	48.760	Within Aisle	MACC + MNCA	Composite*	48.760	0,0%
BDCBAA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	105.702	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	101.430	4,2%
BDCBAB	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	45.580	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	45.558	0,0%
BDCBBA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	81.538	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	81.538	0,0%
BDCBBB	Within Aisle	MSPCC + RPC	Composite*	42.939	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	42.508	1,0%
BDDAAA	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	159.015	Within Aisle	MACC + RPC	Composite*	158.610	0,3%
BDDAAB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	59.581	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	59.400	0,3%
BDDABA	Across Aisle	MACC + RPC	Composite*	137.816	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	135.404	1,8%
BDDABB	Within Aisle	MACC + MNCA	Composite*	58.311	Within Aisle	MACC + RPC	Composite*	58.212	0,2%
BDDBAA	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	119.166	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	119.166	0,0%
BDDBAB	Within Aisle	MSPCC + RPC	Composite*	50.191	Within Aisle	MSPCC + RPC	Composite*	50.191	0,0%
BDDBBA	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	106.099	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	105.678	0,4%
BDDBBB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	48.346	Within Aisle	MACC + MNCA	Composite*	48.332	0,0%
CAAAAA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	13.350	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	13.350	0,0%
CAAAAB	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	6.128	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	6.128	0,0%
CAABAA	Within Aisle	MACC + RPS	Mipoint	10.921	Across Aisle	MNLC + RPS	Largest Gap	10.845	0,7%
CAABAB	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	5.730	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	5.730	0,0%
CAABBA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	9.284	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	9.284	0,0%
CAABBB	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	4.870	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	4.870	0,0%

Cenário	Melhores Métodos			Resultado	Melhor Combinação			Resultado	Diferença
	Alocação de SKUs	Agrupamento de Pedidos	Roteamento de Coleta		Alocação de SKUs	Agrupamento de Pedidos	Roteamento de Coleta		
CAABBA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Mipoint	9.315	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	8.849	5,3%
CAABBB	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	4.600	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	4.600	0,0%
CABAAA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	24.800	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	24.734	0,3%
CABAAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	12.524	Within Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	12.475	0,4%
CABABA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	23.033	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	22.994	0,2%
CABABB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	11.358	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	11.352	0,1%
CABBAA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	19.770	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	19.225	2,8%
CABBAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	10.913	Within Aisle	MNCC + RPC	Largest Gap	10.736	1,7%
CABBBA	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	17.684	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	17.684	0,0%
CABBBB	Within Aisle	MNCC + RPC	Composite*	9.674	Within Aisle	MNCC + RPC	Composite*	9.674	0,0%
CACAAA	Within Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	35.943	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	35.464	1,4%
CACAAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	16.127	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	16.127	0,0%
CACABA	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	32.306	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	32.306	0,0%
CACABB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	15.201	Within Aisle	MNCC + RPC	Composite*	15.137	0,4%
CACBAA	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	28.864	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	28.864	0,0%
CACBAB	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	14.224	Within Aisle	MNCC + RPC	Composite*	14.148	0,5%
CACBBA	Within Aisle	MNCC + MNII	Composite*	26.947	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	26.481	1,8%
CACBBB	Within Aisle	MNLC + MNII	Composite*	13.744	Within Aisle	MSPCC + RPC	Composite*	13.493	1,9%
CADAAA	Within Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	46.564	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	46.337	0,5%
CADAAB	Within Aisle	MNCC + RPC	Composite*	18.342	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	18.259	0,5%
CADABA	Within Aisle	MSPCC + MNII	Composite*	41.797	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	41.553	0,6%
CADABB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	18.050	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	18.050	0,0%
CADBAA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	36.082	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	36.029	0,1%
CADBAB	Within Aisle	MACC + MNCA	Composite*	15.361	Within Aisle	MACC + MNCA	Composite*	15.361	0,0%
CADBBA	Within Aisle	MACC + MNII	Composite*	32.572	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	32.386	0,6%
CADBBB	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	15.623	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	15.556	0,4%
CBAAAA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	15.712	Within Aisle	MACC + RPS	Mipoint	15.619	0,6%
CBAABAB	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	8.698	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	8.698	0,0%
CBAABA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Mipoint	13.166	Across Aisle	MSPCC + RPS	Mipoint	11.708	12,5%
CBAABB	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	7.587	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	7.587	0,0%
CBABAA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	11.912	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	11.912	0,0%
CBABAB	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	6.834	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	6.834	0,0%
CBABBA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	11.220	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	10.641	5,4%
CBABBB	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	6.172	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	6.172	0,0%
CBBAAB	Within Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	36.879	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	36.211	1,8%
CBBAAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	20.572	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	20.572	0,0%
CBBABAB	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	31.275	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	31.275	0,0%
CBBABBB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	17.717	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	17.558	0,9%
CBBBAA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	30.005	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	29.674	1,1%
CBBBAB	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Largest Gap	18.200	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Largest Gap	18.200	0,0%
CBBBBA	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	25.973	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	25.973	0,0%
CBBBBB	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	15.653	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	15.607	0,3%
CBCAAA	Within Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	58.393	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	58.131	0,5%
CBCAAB	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	30.064	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	29.618	1,5%
CBCABA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	50.166	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	49.715	0,9%

Cenário	Melhores Métodos			Resultado	Melhor Combinação			Resultado	Diferença
	Alocação de SKUs	Agrupamento de Pedidos	Roteamento de Coleta		Alocação de SKUs	Agrupamento de Pedidos	Roteamento de Coleta		
CBCABB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	26.160	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	26.160	0,0%
CBCBAA	Within Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	49.363	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	48.984	0,8%
CBCBAB	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	26.453	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	26.420	0,1%
CBCBBA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	42.360	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	42.246	0,3%
CBCBBB	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	23.669	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	23.574	0,4%
CBDAAB	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Largest Gap	83.031	Within Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	82.603	0,5%
CBDAAB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	34.323	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	34.323	0,0%
CBDAAB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	69.564	Within Aisle	MNCC + RPS	Composite*	69.378	0,3%
CBDAAB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	32.786	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	32.786	0,0%
CBDBAA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	65.731	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	65.731	0,0%
CBDBAB	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	29.752	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	29.688	0,2%
CBDBBA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	55.785	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	55.785	0,0%
CBDBBB	Within Aisle	MNCC + RPC	Composite*	28.438	Within Aisle	MNCC + RPC	Composite*	28.438	0,0%
CCAAAA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	20.488	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	20.488	0,0%
CCAAAB	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	12.146	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	12.095	0,4%
CCAAAB	Within Aisle	MSPCC + RPS	Mipoint	15.715	Across Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	14.957	5,1%
CCABAB	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	10.058	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	10.058	0,0%
CCABAA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	16.289	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	16.289	0,0%
CCABAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	10.772	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	10.074	6,9%
CCABBA	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	14.878	Across Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	13.493	10,3%
CCABBB	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	8.717	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	8.717	0,0%
CCBAAA	Across Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	56.775	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	53.057	7,0%
CCBAAB	Across Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	34.154	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	32.632	4,7%
CCBABA	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	44.109	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	44.109	0,0%
CCBABB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	26.874	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	26.697	0,7%
CCBBAA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	44.395	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	44.363	0,1%
CCBBAB	Across Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	30.975	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	29.871	3,7%
CCBBBA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	37.724	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	37.676	0,1%
CCBBBB	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	24.260	Across Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	23.910	1,5%
CCCAAA	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Largest Gap	92.743	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	92.726	0,0%
CCCAAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	50.818	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	50.818	0,0%
CCCABA	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	75.847	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	75.491	0,5%
CCCABB	Across Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	42.783	Within Aisle	MSPCC + RPC	Composite*	42.633	0,4%
CCCBAA	Within Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	81.935	Within Aisle	MNCC + RPS	Largest Gap	81.278	0,8%
CCCBAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	44.780	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	44.780	0,0%
CCCBBA	Across Aisle	MACC + RPS	Composite*	65.851	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	65.817	0,1%
CCCBBA	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	38.627	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	38.627	0,0%
CCDAAA	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Largest Gap	137.996	Within Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	137.880	0,1%
CCDAAB	Within Aisle	MNCC + RPC	Composite*	59.316	Within Aisle	MACC + MNCA	Composite*	59.216	0,2%
CCDABA	Across Aisle	MNLC + RPC	Composite*	111.822	Across Aisle	MNCC + RPC	Composite*	111.446	0,3%
CCDABB	Within Aisle	MNCC + RPC	Composite*	55.231	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	54.773	0,8%
CCDBAA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	115.401	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	110.745	4,2%
CCDBAB	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	50.784	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	50.784	0,0%
CCDBBA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	90.090	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	89.983	0,1%
CCDBBB	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	47.457	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	47.457	0,0%

Cenário	Melhores Métodos			Resultado	Melhor Combinação			Resultado	Diferença
	Alocação de SKUs	Agrupamento de Pedidos	Roteamento de Coleta		Alocação de SKUs	Agrupamento de Pedidos	Roteamento de Coleta		
CDAAAA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	31.318	Within Aisle	MSPCC + RPS	Mipoint	29.934	4,6%
CDAAB	Across Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	20.796	Within Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	19.421	7,1%
CDAABA	Across Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	18.813	Across Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	18.813	0,0%
CDAABB	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	15.659	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	15.613	0,3%
CDABAA	Within Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	24.661	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	24.354	1,3%
CDABAB	Within Aisle	MACC + MNCA	Largest Gap	16.714	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Largest Gap	16.652	0,4%
CDABBA	Within Aisle	MNLC + RPS	Largest Gap	20.133	Across Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	18.192	10,7%
CDABBB	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	13.506	Within Aisle	MSPCC + RPS	Composite*	13.506	0,0%
CDBAAA	Across Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	91.089	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	86.814	4,9%
CDBAAB	Across Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	60.088	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Largest Gap	57.551	4,4%
CDBABA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	70.364	Within Aisle	MACC + RPS	Composite*	69.710	0,9%
CDBABB	Across Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	46.337	Across Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	45.093	2,8%
CDBBAA	Across Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	80.140	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	77.069	4,0%
CDBBAB	Across Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	55.908	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Largest Gap	53.521	4,5%
CDBBBA	Across Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	60.267	Across Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	60.267	0,0%
CDBBBB	Across Aisle	MSPCC + MNCA	Largest Gap	41.584	Across Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	40.166	3,5%
CDCAAA	Across Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	171.350	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	163.142	5,0%
CDCAAB	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	93.180	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	93.180	0,0%
CDCABA	Across Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	129.544	Within Aisle	MACC + RPS	Largest Gap	123.436	4,9%
CDCABB	Across Aisle	MSPCC + MNCA	Largest Gap	79.811	Across Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	77.255	3,3%
CDCBAA	Across Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	152.375	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	147.090	3,6%
CDCBAB	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	82.691	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	82.092	0,7%
CDCBBA	Across Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	114.204	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	109.252	4,5%
CDCBBB	Across Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	73.415	Across Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	69.714	5,3%
CDDAAA	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Largest Gap	252.178	Within Aisle	MNCC + MNCA	Largest Gap	251.915	0,1%
CDDAAB	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	110.568	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	110.568	0,0%
CDDABA	Across Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	194.595	Within Aisle	MSPCC + RPS	Largest Gap	189.419	2,7%
CDDABB	Across Aisle	MACC + RPC	Composite*	103.436	Within Aisle	MACC + RPC	Composite*	100.688	2,7%
CDDBAA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	213.388	Within Aisle	MNLC + MNCA	Composite*	205.718	3,7%
CDDBAB	Within Aisle	MNCC + MNCA	Composite*	94.746	Within Aisle	MSPCC + MNCA	Composite*	94.575	0,2%
CDDBBA	Within Aisle	MNLC + MNCA	Largest Gap	162.205	Within Aisle	MNLC + RPC	Largest Gap	161.976	0,1%
CDDBBB	Within Aisle	MACC + RPC	Composite*	88.289	Within Aisle	MNLC + RPC	Composite*	87.939	0,4%