

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS E HUMANAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO
MESTRADO ACADÊMICO EM ADMINISTRAÇÃO**

Veridiane Bárbara de Souza

**UMA ABORDAGEM META-HEURÍSTICA PARA O PROBLEMA DE
MARKETING DIRETO CONSIDERANDO O CANIBALISMO ENTRE
PRODUTOS**

Santa Maria, RS, Brasil
2018

Veridiane Bárbara de Souza

**UMA ABORDAGEM META-HEURÍSTICA PARA O PROBLEMA DE MARKETING
DIRETO CONSIDERANDO O CANIBALISMO ENTRE PRODUTOS**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Acadêmico em Administração da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do título de **Mestre em Administração.**

Orientador: Prof^o. Dr. Felipe Martins Müller

Santa Maria, RS, Brasil
2018

Souza, Veridiane Bárbara de
Uma Abordagem Meta-Heurística para o Problema de
Marketing Direto Considerando o Canibalismo entre
Produtos / Veridiane Bárbara de Souza.- 2018.
107 p.; 30 cm

Orientador: Felipe Martins Müller
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa
Maria, Centro de Ciências Sociais e Humanas, Programa de
Pós-Graduação em Administração, RS, 2018

1. Marketing Direto 2. Otimização Combinatória 3.
Heurística 4. GRASP 5. Busca Tabu I. Müller, Felipe
Martins II. Título.

Veridiane Bárbara de Souza

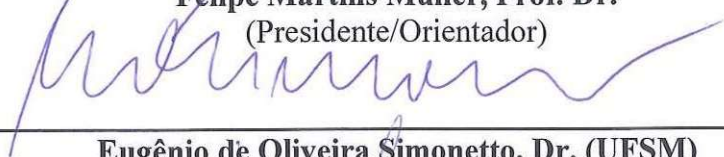
**UMA ABORDAGEM META-HEURÍSTICA PARA O PROBLEMA DE MARKETING
DIRETO CONSIDERANDO O CANIBALISMO ENTRE PRODUTOS**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Acadêmico em Administração da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do título de **Mestre em Administração.**

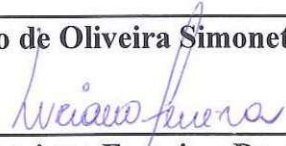
Aprovado em 24 de janeiro de 2018:



Felipe Martins Müller, Prof. Dr.
(Presidente/Orientador)



Eugênio de Oliveira Simonetto, Dr. (UFSM)



Luciano Ferreira, Dr. (UFRGS)

Santa Maria, RS
2018

AGRADECIMENTOS

Durante o período de dois anos de realização deste mestrado, posso afirmar que encontrei os mais diversos desafios, muitas vezes colocando em prova minha força, persistência e determinação. No entanto, neste mesmo período conheci pessoas especiais, que de uma forma ou de outra, foram grandes incentivadores para que eu pudesse seguir em frente. A todos expresso meu sincero agradecimento.

Agradeço especialmente a Deus, que tem iluminado minha caminhada e me dado forças para superar as adversidades.

Aos meus pais, que, apesar de não estarem aqui fisicamente, são responsáveis por eu estar aqui e pelos valores que me ensinaram para que eu me tornasse uma pessoa de bem e perseverante na busca dos meus ideais. Sei que de onde estão zelam por mim e as minhas irmãs, Solange e Graciela, pelo incentivo e amor que sempre me dedicaram, por terem acreditado em mim.

Ao meu querido orientador prof. Felipe Müller pelo apoio, pela paciência e compreensão das minhas dificuldades, e principalmente por acreditar em mim e me tranquilizar, quando nem eu mesma acreditava. O período que tivemos de convívio só contribuiu para fortalecer minha admiração, não somente pelo excelente profissional e todo seu conhecimento, mas pela pessoa és.

Aos que participaram dessa empreitada, prof. José Cardoso Sobrinho por ter dado sua contribuição sempre que solicitado. A Ana Claudia da Rosa, a minha “profe”, minha colega, minha amiga incansável, um exemplo de esforço e dedicação. E meu querido colega Iaê Bonilha agradeço por todo conhecimento compartilhado e pela paciência, estando sempre disponível para me auxiliar.

Aos meus colegas que, ao longo do curso, me incentivaram e ajudaram, direta ou indiretamente, contribuindo para minha formação e meu crescimento.

A todos, muito obrigada!

“Agir e agir sabiamente no momento oportuno, esperar e esperar pacientemente quando é hora de repouso, põem o homem em sintonia com as marés cheias e baixas, de sorte que, com a natureza e a lei como apoio, e a verdade e a beneficência como farol, ele pode realizar maravilhas”.

(Helena Petrovna Blavatsky)

RESUMO

UMA ABORDAGEM META-HEURÍSTICA PARA O PROBLEMA DE MARKETING DIRETO CONSIDERANDO O CANIBALISMO ENTRE PRODUTOS

AUTORA: VERIDIANE BÁRBARA DE SOUZA

ORIENTADOR: FELIPE MARTINS MÜLLER

Nos últimos anos, devido aos avanços tecnológicos, é possível formar consideráveis bancos de dados com informações completas sobre clientes, facilitando o processo de segmentação e individualização em uma campanha de promoção. Essa é a base do marketing direto, conhecido pela sua orientação para o cliente. As campanhas de promoção são ferramentas fundamentais de marketing direto para melhorar o lucro econômico de uma empresa, seja adquirindo novos clientes ou gerando receita adicional de clientes existentes. Na literatura, encontram-se diversas formulações de problema de marketing direto. No entanto, dada a natureza combinatória do problema e do alto volume de dados, o problema é classificado como NP-difícil, sendo relevante a utilização de métodos heurísticos para sua resolução, visto que é muito difícil obter soluções ótimas para instâncias realistas com milhares de clientes em um tempo razoável. Além disso, não foi encontrado na literatura a inclusão do efeito de canibalismo entre produtos, que ocorre quando a oferta de um produto impacta negativamente na oferta de outro produto similar de uma mesma empresa. Sendo assim, o objetivo desta dissertação é desenvolver e avaliar um algoritmo heurístico para resolução do problema de marketing direto com oferta de produtos considerando o canibalismo entre produtos, maximizando o feedback de compras dos clientes. As instâncias utilizadas foram as disponibilizadas na literatura e foram tratadas estatisticamente, para simulação do efeito de canibalismo entre produtos, pela análise de agrupamentos. Foram propostos três algoritmos heurísticos, um baseado em Busca Tabu, um em Busca Tabu em conjunto com GRASP e ainda um terceiro, de Busca Tabu em conjunto com GRASP com efeito de canibalismo. Na maior parte das instâncias testadas o algoritmo de Busca Tabu e GRASP obteve melhores resultados do que os encontrados na literatura, e o algoritmo com o efeito de canibalismo apresentou piora na maior parte dos experimentos realizados. No entanto, o trabalho mostrou-se relevante e significativo com os resultados apresentados, podendo auxiliar, com a abordagem proposta, as organizações para otimização e tomada de decisão, principalmente aquelas que buscam vantagem competitiva com uma alta eficiência na alocação de recursos.

Palavras-chave: Marketing Direto, Otimização Combinatória, Heurística, GRASP, Busca Tabu.

ABSTRACT

A METAHEURISTIC APPROACH FOR THE DIRECT MARKETING PROBLEM CONSIDERING THE CANNIBALISM BETWEEN PRODUCTS

**AUTHOR: VERIDIANE BÁRBARA DE SOUZA
ADVISOR: FELIPE MARTINS MÜLLER**

In recent years, due to technological advances, it is possible to form considerable databases with complete customer information, facilitating the process of segmentation and individualization in a promotion campaign. This is the basis of direct marketing, known for its customer orientation. Promotional campaigns are fundamental tools of direct marketing to improve a company's economic profit, either by acquiring new customers or by generating additional revenue from existing customers. In the literature, there are several formulations of direct marketing problem. However, given the combinatorial nature of the problem and the high volume of data, the problem is classified as NP-hard, and it is relevant to use heuristic methods to solve it, since it is very difficult to obtain optimal solutions for realistic instances with thousands of customers in a reasonable period of time. In addition, the inclusion of the effect of cannibalism between products was not found in the literature, which occurs when the supply of a product negatively impacts the supply of another similar product from the same company. Therefore, the objective of this work is to develop and evaluate a heuristic algorithm to solve the problem of a promotion campaign considering the cannibalism between products, maximizing customer feedback. The instances used were those available in the literature and were treated statistically, to simulate the effect of cannibalism between products, by cluster analysis. Three heuristic algorithms were proposed, one based on Tabu Search, one on Tabu Search with GRASP, and a third on Tabu Search with GRASP and cannibalism effect. In most of the tested instances the Tabu Search and GRASP algorithm obtained better results than those found in the literature, and the algorithm with cannibalism effect showed worsening in most of the experiments. However, the work proved to be relevant with the results presented, and may help, with the proposed approach, the organizations for optimization and decision making, especially those seeking a competitive advantage with a high efficiency in the allocation of resources.

Keywords: Direct Marketing, combinatorial optimization, heuristic, GRASP, Tabu Search.

LISTA DE ALGORITMOS

Algoritmo 1 - Construtivo guloso determinístico.....	71
Algoritmo 2 – Algoritmo construtivo guloso aleatorizado.....	73
Algoritmo 3 – Algoritmo guloso aleatorizado considerando-se canibalismo	74
Algoritmo 4 – Algoritmo da Busca Tabu	76
Algoritmo 5 – Algoritmo da diversificação.....	80
Algoritmo 6 - Algoritmo de diversificação considerando o canibalismo.....	80
Algoritmo 7 - Algoritmo do GRASP.....	81

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Estrutura da dissertação.....	17
Figura 2 – Fontes de dados de um Sistema de Informação em Marketing.....	24
Figura 3 – Uma perspectiva de sistema de marketing direto.....	27
Figura 4 – Principais ferramentas de marketing direto.....	31
Figura 5 – Técnicas de resolução de problemas.....	39
Figura 6 – Exemplo de Problema de Marketing Direto com Oferta de Produtos.....	50
Figura 7 – Fases do estudo da Pesquisa Operacional.....	54
Figura 8 – Exemplo de análise de agrupamentos para instâncias de cinco produtos.....	61
Figura 9 – Exemplo de análise de agrupamentos para instâncias de dez produtos.....	62
Figura 10 – Exemplo de análise de agrupamentos para instâncias de cinco produtos.....	62
Figura 11 – Exemplo da primeira vizinhança.....	77
Figura 12 – Exemplo da segunda vizinhança.....	77
Figura 13 – Exemplo da terceira vizinhança.....	78
Figura 14 – Exemplo da quarta vizinhança.....	78

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Composto de marketing estendido	22
Quadro 2 – Conjuntos utilizados no modelo	56
Quadro 3 – Parâmetros utilizados no modelo.....	56
Quadro 4 – Variáveis de decisão do modelo	57
Quadro 5 – Visão geral das instâncias utilizadas	67

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Produtos canibais para instâncias de cinco produtos	63
Tabela 2 – Produtos canibais para instâncias de dez produtos	64
Tabela 3 – Produtos canibais para instâncias de quinze produtos	65
Tabela 4 – Comparação das heurísticas	83
Tabela 5 – Comparação de resultados - Média GAP (%).....	94
Tabela 6 – Comparação dos tempos computacionais	96

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	12
1.1 OBJETIVOS.....	14
1.1.1 Objetivo geral	14
1.1.2 Objetivos específicos	14
1.2 JUSTIFICATIVA	15
1.3 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	17
2 MARKETING	18
2.1 MARKETING – BREVES CONCEITOS	18
2.2 SISTEMAS DE INFORMAÇÃO EM MARKETING (SIM).....	23
2.3 MARKETING DIRETO.....	24
2.3.1 Ferramentas de Marketing Direto	30
2.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE MARKETING	32
3 OTIMIZAÇÃO COMBINATÓRIA E META-HEURÍSTICAS	34
3.1 OTIMIZAÇÃO COMBINATÓRIA.....	34
3.1.1 Complexidade Computacional	36
3.2 TÉCNICAS DE RESOLUÇÃO DE PROBLEMAS	38
3.2.1 Heurísticas e Meta-heurísticas	40
3.3 GRASP	42
3.4 BUSCA TABU	43
3.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE OTIMIZAÇÃO COMBINATÓRIA.....	46
4 PROBLEMA DE MARKETING DIRETO COM OFERTA DE PRODUTOS	48
4.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA	48
4.2 TRABALHOS CORRELATOS	51
4.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS	52
5 METODOLOGIA	54
5.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA	55
5.2 CONSTRUÇÃO DO MODELO	55
5.2.1 Conjuntos do modelo	56
5.2.2 Parâmetros do problema	56
5.2.3 Variáveis	57
5.2.4 Função Objetivo	58
5.2.5 Restrições	58
5.3 SOLUÇÃO DO MODELO	59
5.3.1 Análise de Agrupamentos para Tratamento do Canibalismo entre Produtos	59
5.4 VALIDAÇÃO DO MODELO	67
5.5 IMPLEMENTAÇÃO DA SOLUÇÃO.....	68
6 ALGORITMOS PROPOSTOS	70
6.1 GERAÇÃO DE UMA SOLUÇÃO INICIAL	70
6.1 BUSCA TABU	74
6.1.1 Estrutura de vizinhança	76
6.1.2 Diversificação	79
6.1.3 GRASP em conjunto com Busca Tabu	81
7 EXPERIMENTOS COMPUTACIONAIS	82
7.1 RESULTADOS OBTIDOS.....	82
8 CONCLUSÕES E SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS	98
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	102

1 INTRODUÇÃO

Os avanços tecnológicos das últimas décadas proporcionaram um considerável aumento na quantidade de dados disponíveis e dependência de técnicas de mineração de dados, o que tem levado à criação de inúmeros novos modelos de negócios e oportunidades. A área de marketing direto não é exceção e têm utilizado técnicas inovadoras como forma de obter vantagem competitiva, principalmente para identificar os clientes mais rentáveis ou aqueles com maior propensão a responder positivamente a uma campanha específica (SERET et al., 2012).

Tradicionalmente, os departamentos de marketing das empresas reforçaram as campanhas de promoção orientadas para os produtos com o objetivo de aumentar a receita. No entanto, nos últimos anos houve um redirecionamento estratégico e as empresas passaram a ter uma orientação para o cliente, visando aumentar sua resposta e satisfação e, dessa forma, aumentar a lucratividade de longo prazo de uma forma sustentável (PRAAG, 2010).

As campanhas de promoção são ferramentas fundamentais de marketing direto para melhorar o lucro econômico de uma empresa, seja adquirindo novos clientes ou gerando receita adicional de clientes existentes (KOTLER; ARMSTRONG, 2011). Nesse sentido, a tendência atual para as campanhas de promoção com orientação para o cliente é baseada na crescente disponibilidade de dados e a evolução nas técnicas de mineração de dados (ABEDI, 2017), além da prioridade estratégica de eficiência na alocação de recursos financeiros, principalmente, de modo que favoreça a qualidade da correspondência entre o cliente e a mensagem de marketing.

Para tornar eficaz a mensagem de marketing, as campanhas devem ser direcionadas e personalizadas adequadamente para diversos tipos de clientes, com diferentes preferências e conhecimentos sobre o produto. Entretanto, esta personalização é, muitas vezes, onerosa e a melhor decisão de ação para cada cliente seria baseada em suas características individuais, visando maximizar a probabilidade de resposta e um resultado desejável.

Nesse contexto, a presente pesquisa volta sua atenção ao objetivo de gerar receita adicional com clientes existentes, ou seja, retenção de clientes. Para Pride e Ferrell (2012) manter relacionamentos a longo prazo com o cliente é um dos objetivos principais da maioria das organizações, pois os esforços promocionais direcionados à retenção de clientes podem ajudar a controlar os custos, visto que os custos de retenção de clientes são, geralmente, inferiores aos da aquisição de novos clientes.

Além disso, considera-se que as organizações enfrentam consideráveis problemas em suas campanhas de marketing direto quando possuem um banco de dados de milhões de clientes e um complexo conjunto de restrições de negócios (NOBIBON; LEUS; SPIEKSMAN, 2011). Além de restrições orçamentárias, as organizações deparam-se com restrições de canais disponíveis para comunicação, número máximo e mínimo de produtos que podem ser ofertados, taxa mínima de retorno sobre o investimento, o canibalismo entre produtos, além do tempo requerido de processamento para análise de todos os dados disponíveis de clientes, tornando as campanhas um problema de difícil resolução.

Dessa forma, as opções dos gestores de marketing são severamente restringidas, necessitando de informações precisas para auxiliar o processo de tomada de decisão. Para isso, requer-se uma análise detalhada de forma a captar todas as características do problema em questão e o uso de procedimentos avançados para resoluções de problemas, como as heurísticas.

As heurísticas são utilizadas para resolução de problemas combinatórios difíceis (PRAAG, 2010), e que procuram boas soluções, não necessariamente uma solução ótima, em problemas em que o tempo disponível para sua resolução é limitado ou em problemas muito complexos (GOLDBARG; GOLDBARG; LUNA, 2016). Os problemas são traduzidos em uma função objetivo e um conjunto de restrições, ambos associados a variáveis de decisão.

Ao longo do tempo, muitos procedimentos heurísticos foram propostos e ganharam reconhecimento, e um deles é o GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search*), classificado como uma meta-heurística. O GRASP é um processo iterativo multipartida composto de uma fase de construção que busca gerar uma solução inicial de melhor qualidade e uma fase de busca local para melhorias.

Outra meta-heurística conhecida por excelentes resultados é a Busca Tabu. Resumidamente, o procedimento de Busca de Tabu começa a partir de uma solução inicial, após a qual um conjunto de soluções vizinhas (espaço de busca) é determinado e avaliado. A heurística, em seguida, move-se para a melhor solução, não-tabu, e torna a solução anterior tabu por um número de iterações. Deve-se mencionar que o melhor movimento não produz necessariamente uma melhoria na função objetivo (GOLDBARG; GOLDBARG; LUNA, 2016).

A atual pesquisa buscou explorar as possibilidades de meta-heurísticas GRASP e Busca Tabu para resolver eficientemente um problema de campanha de promoção, identificando quais os produtos devem ser ofertados e para quais clientes, maximizando o lucro e levando em

consideração várias restrições de negócios. Destaca-se que os dados utilizados foram extraídos do artigo de Nobibon, Leus e Spieksma (2011).

Considerou-se como base o modelo já implementado pelos referidos autores e incorporou-se o efeito de canibalismo entre produtos, que segundo Traylor (1986), ocorre quando a venda de um dos produtos de uma empresa reduz a venda de outro produto da mesma empresa. O canibalismo pode desviar uma empresa de seus objetivos, visto que seu risco aumenta quando se adota estratégias multimarcas como forma de adentrar em novos segmentos. Ou seja, uma maior divisão de um determinado mercado pode diminuir a diferença entre os segmentos, contribuindo para o chamado efeito de canibalismo entre produtos, já que um produto direcionado para um segmento por atrair também o público-alvo de outro segmento.

Mais especificamente, foi aplicado o algoritmo GRASP/Busca Tabu à alteração do problema, considerando que se opte pela promoção de apenas um produto entre dois similares, e assim obter resultados significativamente satisfatórios, tanto no que diz respeito à qualidade da solução quanto ao tempo de computação.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Objetivo geral

O objetivo geral do trabalho é desenvolver e avaliar um algoritmo heurístico para resolução do problema de marketing direto com oferta de produtos, levando em consideração o canibalismo entre produtos, a fim de promover a maximização do feedback de compras dos clientes.

1.1.2 Objetivos específicos

Para o êxito do desenvolvimento deste trabalho e alcance do objetivo geral definiram-se os seguintes objetivos específicos:

- Apresentar o modelo matemático para o problema de marketing direto com oferta de produtos com canibalismo entre produtos;
- Simular o efeito canibalismo entre produtos no conjunto de dados existentes através de métodos estatísticos;

- Promover a resolução computacional do modelo utilizando a meta-heurística Busca Tabu;
- Promover a resolução computacional do modelo utilizando a meta-heurística GRASP em conjunto com Busca Tabu;
- Testar o algoritmo de melhor desempenho com o conjunto de instâncias encontrado na literatura, com a inclusão do canibalismo entre produtos.

1.2 JUSTIFICATIVA

Na medida em que as organizações se movem em direção à orientação para o cliente, buscando relacionamentos duradouros e lucrativos, a função de marketing, por ser linha de frente para interação com os clientes, é a mais afetada. Com o crescente volume de dados, ferramentas de otimização tornam-se essenciais para criação de estratégias de marketing efetivas, uma vez que os clientes podem apresentar uma heterogeneidade nos tratamentos de resposta, e a otimização busca maximizar a probabilidade de resultados satisfatórios, identificando a melhor solução entre todas as soluções possíveis.

Dessa forma, a área de Pesquisa Operacional torna-se um suporte significativo para o gerenciamento de sistemas complexos e com uma variedade de aplicação (BURKE; KENDALL, 2014). Sua aplicação no âmbito da Administração justifica-se em contextos em que organizações buscam vantagem competitiva, especialmente com uma alta eficiência na alocação de recursos e redução de custos.

No contexto de marketing, o gerenciamento de recursos envolve, entre outros, o correto conhecimento de dados de clientes para sustentar relações de longo prazo. Esta circunstância exige que as organizações adaptem suas estratégias de marketing, em especial suas campanhas de marketing direto, e interajam com seus clientes com base nos dados reais e específicos e não apenas em características gerais (SHAW et al., 2001).

Dessa forma, a presente pesquisa justifica-se em termos práticos e teóricos. Em termos práticos, pode auxiliar as organizações para otimização e tomada de decisão, com a aplicação da metodologia proposta, principalmente em campanhas de promoção que visam a melhor alocação de recursos, combinando a redução de custos com a escolha de clientes com maior probabilidade de resposta e conseqüentemente maximizando o lucro. São problemas reais enfrentados por grandes organizações que possuem milhares e até milhões de clientes, o que torna o problema complexo e de difícil resolução.

De acordo com um estudo divulgado pela BSA – Business Software Alliance (2015) estima-se que sejam gerados 2,5 quintilhões de bytes de dados todos os dias, e que o volume de dados de negócios no mundo, entre todas as empresas, dobra a cada 1,2 anos. Além disso, conforme o mesmo estudo, se um aproveitamento mais eficaz de dados gerasse pequenos ganhos, tornando os setores 1% mais eficientes, até 2030 agregaria cerca de US\$ 15 trilhões ao PIB global.

Logo, observa-se que os dados podem tornar as empresas mais ágeis e competitivas. No entanto, os dados só têm valor se tratados e compreendidos, e é a capacidade de processamento e transformação em ideias e respostas que podem proporcionar soluções significativamente melhores aos problemas empresariais e decisões mais inteligentes.

Além disso, em termos teóricos, a necessidade de resolver problemas de otimização em um tempo razoável torna o desenvolvimento de heurísticas um relevante campo de pesquisa. O problema em questão é um problema de otimização combinatória classificado pela literatura como pertencente à classe NP-difícil (NOBIBON; LEUS; SPIEKSMASMA, 2011, OLIVEIRA et al., 2014), em que resolver o problema em um tempo razoável não é tarefa simples.

Conforme Müller (1993, p. 8) um problema de otimização NP-difícil “sugere que não é sempre possível encontrar a solução ótima de uma maneira rápida, contudo é possível o uso de algoritmos aproximados (algoritmos heurísticos) para encontrar soluções que, provavelmente, são próximas da ótima”. Assim, esta dissertação apresenta um algoritmo heurístico baseado em Busca Tabu em combinação com GRASP, buscando soluções de boa qualidade e em tempo computacional dentro de um limite aceitável.

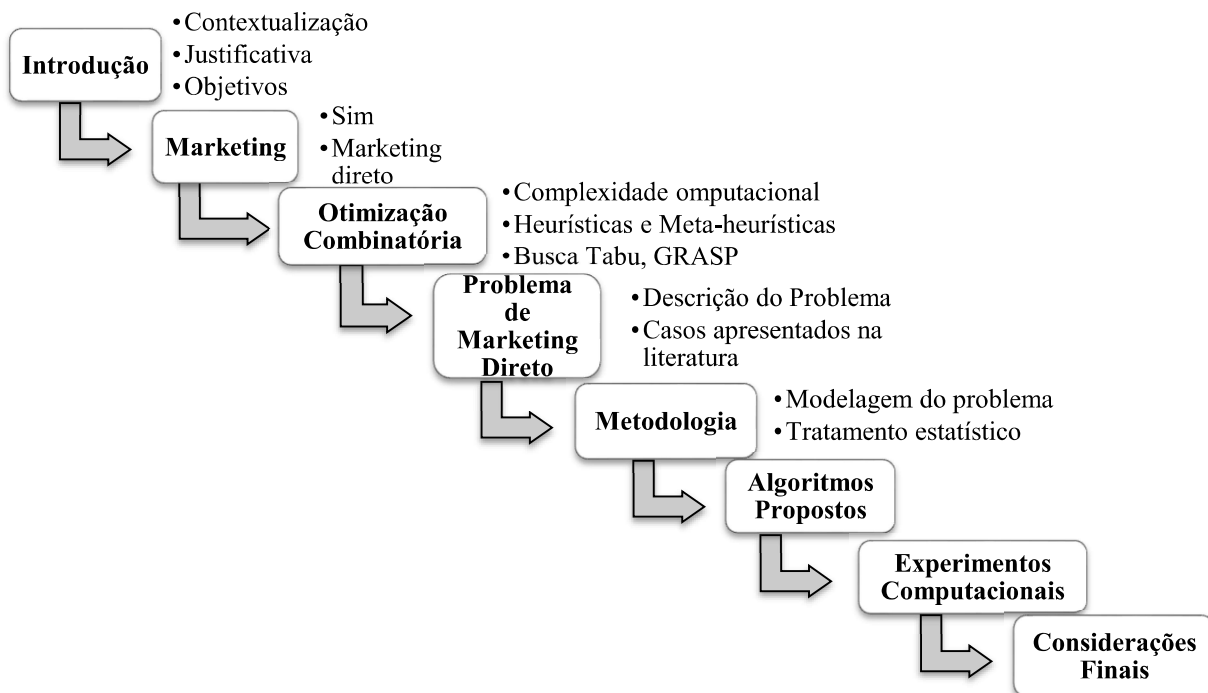
Dessa forma, esta pesquisa proporciona embasamento teórico e contribuição para a comunidade científica, pois existem poucos estudos sobre otimização e aplicação de algoritmos heurísticos em problemas de marketing direto (BHASKAR; SUNDARARAJAN; KRISHNAN, 2009; COHEN, 2004; PRAAG, 2010; NOBIBON; LEUS, SPIEKSMASMA, 2011; OLIVEIRA et al., 2014). Portanto, encontra-se margem para evolução dos resultados encontrados e também para extensões do problema que possibilitam a simulação de situações reais enfrentadas no contexto organizacional.

Por fim, coloca-se como contribuição a inserção da restrição de canibalismo entre produtos no modelo, considerando que existam produtos similares a serem ofertados em uma mesma campanha e, portanto, a promoção de um pode impactar negativamente a promoção de outro.

1.3 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Esta dissertação está estruturada em oito capítulos, conforme Figura 1. Neste primeiro capítulo foi apresentada a introdução, a qual conteve uma breve contextualização dos aspectos relacionados ao problema de marketing direto com oferta de produtos, a justificativa e os objetivos propostos pela pesquisa. No segundo capítulo, discute-se o escopo teórico do trabalho, sendo abordados aspectos do marketing e do marketing direto. Já o terceiro capítulo é reservado para a fundamentação teórica referente temas relacionados à otimização combinatória, técnicas de resolução de problemas, GRASP e Busca Tabu. O quarto capítulo é reservado para a descrição do problema de marketing direto com oferta de produtos com canibalismo. O quinto capítulo é apresentado a metodologia proposta para a solução do problema. O sexto capítulo apresenta a descrição dos algoritmos propostos para resolução do problema. O sétimo capítulo é destinado à apresentação dos resultados dos experimentos computacionais. Por fim, o oitavo capítulo é reservado para as considerações finais, sugestões de trabalhos futuros e limitações do estudo.

Figura 1 – Estrutura da dissertação



2 MARKETING

Este capítulo tem o objetivo de apresentar o embasamento teórico do estudo. Apresentam-se breves conceitos sobre marketing, suas características e aplicações, bem como os sistemas de informação em marketing. Após, define-se marketing direto e suas principais ferramentas.

2.1 MARKETING – BREVES CONCEITOS

De acordo com Lamb Jr., Hair Jr. e McDaniel (2004) os principais objetivos de uma organização são a sobrevivência, o lucro e a expansão. Nessa perspectiva, os autores afirmam que é indiscutível a contribuição do Marketing no alcance desses objetivos. Yanaze (2011) acrescenta que uma organização que considera o Marketing, planeja estratégias de inserção de produtos ou serviços no mercado como forma de satisfazer as necessidades e demandas de um público-alvo. Assim, o Marketing torna-se o elemento propulsor e integrador de todo processo organizacional (ANDERSON, 1982).

McCarthy (1982) conceitua Marketing como um amplo processo que contempla o desempenho de todas as atividades de negócio que direcionam a produção de bens e serviços, de modo que os mesmos sejam adequados às necessidades do consumidor, satisfazendo-os e conseqüentemente atendendo aos objetivos da empresa. Para Pride e Ferrell (2012, p. 3) Marketing é o “processo de criação, distribuição, promoção e precificação de bens, serviços e ideias para facilitar as relações de trocas satisfatórias com os clientes e desenvolver e manter relações favoráveis com *stakeholders* em um ambiente dinâmico”.

Nesse mesmo sentido, Churchill Jr. e Peter (2003, p. 4) definem Marketing como o “processo de planejar e executar a concepção, estabelecimento de preços, promoção e distribuição de ideias, bens e serviços a fim de criar trocas que satisfaçam metas individuais e organizacionais”. Para Richers (2001) o Marketing tem como finalidade concretizar relações de trocas que ocorrem entre produtos e serviços ofertados por uma organização e com o poder aquisitivo do consumidor. Lamb Jr., Hair Jr. e McDaniel (2004) afirmam que marketing contempla atividades desenvolvidas por uma organização com o propósito de estimular trocas e acrescentam que trocas representa dar algo (produto ou serviço) e receber algo (recurso financeiro) ou vice-versa.

Kotler e Keller (2006) definem marketing como um processo social pelo qual indivíduos obtêm produtos e serviços que desejam e necessitam, por meio da produção e livre troca de bens e serviços de valor com outros. Do mesmo modo, a Associação Americana de Marketing – AMA (2013) conceitua marketing como a "atividade, conjunto de instituições e processos para criar, comunicar, entregar e efetuar a troca de ofertas que tenham valor para consumidores, clientes, parceiros e sociedade como um todo".

Honorato (2004) afirma que, muitas vezes, o marketing passa por um problema de confusão conceitual, sendo entendido como propaganda e, conseqüentemente, como vendas. Porém, tanto a propaganda quanto as vendas fazem parte do composto de atividades de marketing. Kotler e Keller (2006) explicam que o marketing atua desde antes da existência do produto, até sua entrada no mercado, seguindo após a venda.

Levitt (1960, p. 50) esclarece quanto ao propósito das vendas e ao propósito do marketing:

A venda está voltada para as necessidades do vendedor; o marketing para as necessidades do comprador. A venda preocupa-se com a necessidade do vendedor de converter seu produto em dinheiro. O marketing, com a ideia de satisfazer as necessidades do cliente por meio do produto e de todo um conjunto de coisas associado à sua criação, entrega e consumo final.

Para Peter Drucker (1973, p. 64) as vendas são apenas a ponta do iceberg do marketing, e o autor também afirma:

Pode se considerar que sempre haverá a necessidade de vender. Mas o objetivo do marketing é tornar supérfluo o esforço de venda. O objetivo do marketing é conhecer e entender o cliente tão bem que o produto ou serviço seja adequado a ele e se venda sozinho. Idealmente o marketing deveria resultar em um cliente disposto a comprar. A única coisa necessária então seria tornar o produto ou serviço disponível (DRUCKER, 1973, p.64).

Conforme o mesmo autor, a finalidade de uma empresa é criar um consumidor, da mesma forma que para Levitt (1960), o marketing busca conquistar e manter clientes. No entanto, Kotler (2003) aponta uma descrição mais abrangente ao afirmar que:

Marketing é a função empresarial que identifica necessidades e desejos insatisfeitos, define e mede sua magnitude e seu potencial de rentabilidade, especifica que mercados-alvo serão mais bem atendidos pela empresa, decide sobre produtos, serviços e programas adequados para servir a esses mercados selecionados e convoca a todos na organização para pensar no cliente e atender ao cliente (KOTLER, 2003, p.11).

No exame dos conceitos, as convergências apontam que o marketing visa servir de forma adequada os seus produtos para o mercado ao qual se destina, buscando reagir de forma flexível para satisfazer as necessidades de seus consumidores, e assim, operar de forma lucrativa e vantajosa. É o estudo do mercado, o planejamento da distribuição do produto e a orientação das forças de vendas com o objetivo de estarem estreitamente ligadas às exigências de compras dos consumidores, com a criação de soluções e valor.

Segundo Kotler e Keller (2006) em um mercado de clientes a troca é um dos fundamentos centrais, na qual envolve ao menos duas partes envolvidas. Para o marketing, os principais mercados de clientes são: o mercado consumidor (venda de produto e serviços de empresa para consumidor); mercado organizacional (empresas vendem produtos e serviços para empresas); mercado global (empresas atuando globalmente) e mercado sem fim lucrativo (empresas vendendo para governo, igrejas, universidades, geralmente por licitação).

Kluyver e Pearce II (2010) afirmam estar provada a relação entre as escolhas estratégicas de uma empresa e seu desempenho em longo prazo. Estrategistas de marketing concentram seus esforços em criar vantagem competitiva sustentável por meio do valor entregue aos clientes, mas para isso é preciso o conhecimento das demandas de mercado, tendências, eventos e oportunidades (TOLEDO, 2007). Nesse caso, deve-se realizar uma análise a fim de identificar e avaliar segmentos de mercado para serem explorados de forma lucrativa pela organização, de acordo com seus objetivos e recursos (LAMBIN, 2000).

Lamb Jr., Hair Jr. e McDaniel (2004) afirmam que a segmentação de mercado desempenha um papel fundamental dentro do Marketing. Para os autores, um mercado é constituído de pessoas e organizações com necessidades e preferências distintas, e a segmentação proporciona condições de os gestores alocarem de forma eficiente recursos para a conquista de clientes. Churchill Jr. e Peter (2003) defendem que a segmentação favorece o acesso ao consumidor, adequando a oferta de produtos e serviços às demandas de um determinado grupo de clientes.

Segmentar, então, é um meio de identificar e subdividir o mercado em grupos diferenciados por características, necessidades ou desejos homogêneos, de forma que permita uma melhor adequação entre comunicação, produtos e serviços que uma empresa dispõe a esses grupos de clientes-alvo. Assim, os gestores de marketing traçam perfis de clientes e permitem às empresas melhores oportunidades, ou seja, reconhecem mercados que podem ser atendidos dentro das suas possibilidades.

Após a segmentação, as organizações devem definir o posicionamento diante deste mercado (KOTLER; ARMSTRONG, 2011). Nesse âmbito, o posicionamento de mercado refere-se às decisões e atividades destinadas a criar e manter um determinado conceito de produto ou marca da empresa, em relação às marcas competitivas, na mente dos clientes (PRIDE; FERRELL, 2012; KOTLER, 2011).

Nesse mesmo sentido, Lamb Jr., Hair Jr. e McDaniel (2004) acrescentam que o posicionamento visa desenvolver um mix de marketing específico para influenciar a percepção geral dos clientes potenciais de uma marca, linha de produtos ou organização em geral. Segundo McCarthy (1982), para se elaborar uma boa estratégia de segmentação e posicionamento, é essencial levar em consideração o composto de marketing.

O composto de marketing, ou *mix marketing*, são ferramentas estratégicas usadas pelas organizações com o objetivo de criar valor para os clientes e atingir os objetivos organizacionais (CHURCHILL JR; PETER, 2003). Para Kotler e Armstrong (2011), esse composto caracteriza-se como o conjunto de ferramentas de comercialização táticas controláveis que a empresa combina para produzir uma resposta desejável no mercado alvo.

De acordo com Pride e Ferrell (2012), o marketing é mais do que simples propaganda e vendas, pois envolve o processo de desenvolver e gerir um produto ou serviço de acordo com as necessidades dos clientes, disponibilizar no lugar certo a um preço aceitável pelo cliente e comunicar ao cliente às informações que auxiliam o cliente a determinar se o produto ou serviço irá satisfazer suas necessidades. Conforme os mesmos autores, essas atividades correspondem ao composto de marketing, pois permitem aos gestores de marketing decidirem qual tipo de cada elemento usar e em qual quantidade.

McCarthy (1982) classificou o composto de marketing em quatro grupos, conhecidos como 4 P's: produto, preço, promoção e praça. Porém, com as constantes mudanças de mercado, novas variáveis foram incorporadas, resultando no "composto de marketing estendido" (Quadro 1), compreendendo além dos tradicionais 4 P's, as variáveis pessoas, processos e evidências físicas (KOTLER; ARMSTRONG, 2011; KOTLER, 2011).

O composto de marketing estendido foi criado em decorrência da expansão do setor de serviços (KOTLER, 2011). Desse modo, produtos e serviços possuem características distintas, e como serviços possuem características peculiares, tais como a inseparabilidade e intangibilidade, torna-se necessário que o Marketing esteja em constante atualização.

Quadro 1 – Composto de marketing estendido

<i>Variáveis</i>	<i>Definição</i>
Produto <i>(Product)</i>	Refere-se a combinação de bens e serviços que as organizações oferecem aos seus mercados-alvo. As decisões de produto envolvem a criação e desenvolvimento de novos produtos endereçados às necessidades e desejos dos clientes, além da reformulação de produtos existentes e da retirada de mercado daqueles que não satisfaçam mais seus compradores. Engloba, além do produto físico, a embalagem, garantia, marca, sortimento, qualidade, características do produto, entre outros. (McCARTHY 1982; SEMENIK; BAMOSSY, 1995; CHURCHILL JR.; PETER, 2003; LAMB JR.; HAIR JR.; McDANIEL, 2004; PRIDE; FERRELL, 2012; KOTLER, 2011; ZEITHAML; BITNER; GREMLER, 2011).
Preço <i>(Price)</i>	Refere-se à quantia de dinheiro que os clientes devem pagar para obter os produtos e serviços que desejam. Abrange as decisões e ações associadas com o estabelecimento de preços e geralmente é utilizado como uma ferramenta competitiva. É uma variável crítica de decisão, pois os clientes possuem um interesse especial sobre o valor obtido na troca. (McCARTHY 1982; SEMENIK; BAMOSSY, 1995; CHURCHILL JR.; PETER, 2003; LAMB JR.; HAIR JR.; McDANIEL, 2004; PRIDE; FERRELL, 2012; KOTLER, 2011; ZEITHAML; BITNER; GREMLER, 2011)
Promoção <i>(Promotion)</i>	Compreende todas as ações desenvolvidas para comunicar ao mercado-alvo os benefícios dos produtos ou serviços de forma persuasiva. A variável promoção está intimamente ligada às estratégias de relacionamento, com o objetivo de conquistar e manter clientes. A comunicação pode ser em massa ou pessoal e inclui estratégias de propaganda, promoção de vendas, publicidade e marketing direto (McCARTHY 1982; SEMENIK; BAMOSSY, 1995; CHURCHILL JR.; PETER, 2003; LAMB JR.; HAIR JR.; McDANIEL, 2004; PRIDE; FERRELL, 2012; KOTLER, 2011; ZEITHAML; BITNER; GREMLER, 2011).
Praça <i>(Placement logistics)</i>	Envolve o processo de disponibilização dos produtos aos consumidores, tornando os produtos acessíveis nas quantidades e nos locais corretos. Compreende as decisões referentes aos canais de distribuição. (McCARTHY 1982; SEMENIK; BAMOSSY, 1995; CHURCHILL JR.; PETER, 2003; LAMB JR.; HAIR JR.; McDANIEL, 2004; PRIDE; FERRELL, 2012; KOTLER, 2011; ZEITHAML; BITNER; GREMLER, 2011).
Pessoas <i>(People)</i>	Os serviços frequentemente são baseados em pessoas. Esta variável representa os sujeitos que fazem parte ou executam os serviços, e dessa forma, influenciam as percepções dos consumidores (KOTLER, 2011; ZEITHAML; BITNER; GREMLER, 2011).
Processos <i>(Process)</i>	São as decisões que se referem a concepção e monitoramento de todos os processos envolvidos na compra a manutenção de qualquer tipo de produto ou serviço. São os fluxos de atividades, a concretização dos serviços (KOTLER, 2011; ZEITHAML; BITNER; GREMLER, 2011).
Evidências Físicas <i>(Physical evidence)</i>	Relaciona-se ao ambiente onde o serviço é realizado e pelo qual consumidor e prestador se relacionam. É representado pelos componentes tangíveis que facilitam a compreensão, o desempenho e a comunicação do serviço (KOTLER, 2011; ZEITHAML; BITNER; GREMLER, 2011).

Fonte: Literatura pesquisada.

Kotler e Keller (2006) reconhecem o Composto de Marketing como um conjunto de ferramentas estratégicas utilizadas pelas organizações para o alcance dos objetivos de Marketing no mercado-alvo. De acordo com Etzel, Walker e Stanton (2001), todas as variáveis do Composto de Marketing são interligadas, sendo que as decisões em uma área influenciam as ações de outras áreas. Os mesmos autores ainda acrescentam que cada variável envolve infinitas possibilidades e cabe aos gestores a escolha da melhor combinação para buscar a satisfação do mercado-alvo.

Nessa perspectiva, Kotler e Keller (2006) afirmam que para os gestores elaborarem a melhor combinação de estratégias de marketing é fundamental que se tenha informações suficientes que embasem a tomada de decisão. As informações, tanto do ambiente externo quanto do ambiente interno, são relevantes para a funcionalidade do Marketing, de forma a garantir uma melhor avaliação do mercado e auxiliar no processo de tomada de decisão (BEUREN, 2000). No ambiente de Marketing, as informações podem ser obtidas por meio de um sistema de informações em Marketing (ETZEL; WALKER; STANTON, 2001).

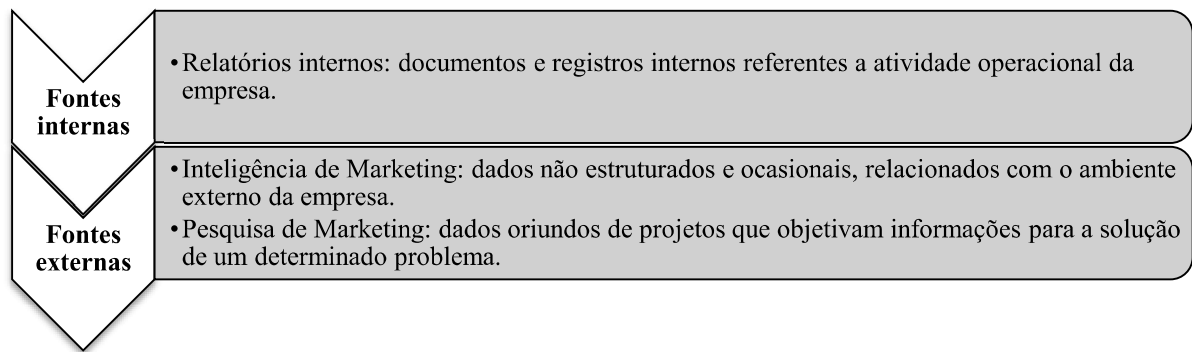
2.2 SISTEMAS DE INFORMAÇÃO EM MARKETING (SIM)

Semenik e Bamossy (1995) definem o sistema de informações de marketing (SIM) como um conjunto estruturado e complexo de pessoas e máquinas que interagem para gerar informações a partir de uma base de dados, oriundos de fontes internas e externas da empresa, e que dão suporte ao processo decisório de marketing. Para McCarthy e Perreault (1997) o SIM reúne e analisa dados para os gestores de marketing, proporcionando informações de modo contínuo, proporcionando auxílio na tomada de decisões.

De acordo com Kotler e Armstrong (2007, p. 84) um sistema de informações em marketing consiste em “pessoas, equipamentos e procedimentos para a coleta, classificação, análise, avaliação e distribuição de informações necessárias, precisas e atualizadas para os responsáveis pela tomada de decisão em marketing”. Os autores ainda acrescentam que o SIM, a segmentação, o posicionamento e as decisões do Composto de Marketing são fundamentais para as ações e estratégias de marketing.

Segundo Kotler e Armstrong (2011), os dados que alimentam um SIM podem se originar de dados internos e externos, conforme exposto na Figura 2.

Figura 2 – Fontes de dados de um Sistema de Informação em Marketing



Fonte: Adaptado de Kotler e Armstrong (2011).

McCarthy e Perreault (1997) atentam para a importância das informações para um planejamento estratégico de marketing bem-sucedido, com informações sobre potenciais mercados-alvos e possíveis respostas ao composto de marketing, bem como variáveis ambientais. Malhotra et al. (2005) enfatiza que os maiores benefícios do SIM residem na vasta gama de informações que ele proporciona aos gestores, combinando informações (produção, vendas, faturamento, etc.) à inteligência de Marketing.

Conforme McKenna (1999), o crescente avanço tecnológico aliado ao aumento da competição, requer que as organizações mudem seu foco para o cliente, e nada melhor do que um completo conjunto de informações sobre esses clientes para fundamentar a elaboração de estratégias de marketing. Logo, um SIM pode proporcionar informações essenciais que apoiam a tomada de decisões de um importante canal de promoção de marketing, o marketing direto.

2.3 MARKETING DIRETO

O fundamento principal do marketing direto é a informação (THOMAS; HOUSDEN, 2002). Atualmente, devido aos avanços tecnológicos, é possível formar consideráveis bancos de dados com informações completas sobre clientes e potenciais clientes, facilitando o processo de segmentação e individualização, proporcionando o contato direto, *one-to-one* (LING; LI, 1998).

De acordo com Bose e Chen (2009), para a promoção de marketing, existem principalmente duas abordagens que são utilizadas na prática: marketing tradicional, de massa e o marketing direto. O marketing em massa emprega meios de comunicação de massa, como rádio, TV e jornais, para transmitir informações relacionadas ao produto para clientes atuais e

potenciais. O marketing em massa visa grandes grupos de clientes, não discrimina clientes dentro de um grupo e a informação entregue aos clientes é uniforme. O marketing direto é diferente do marketing de massa, na medida em que visa indivíduos ou famílias. Assim, clientes diferentes são submetidos a informações de marketing diferentes.

Para Bird (2000), o marketing direto ficou conhecido por configurar um marketing de relacionamento voltado ao cliente, como alternativa oposta ao marketing de produto, sendo caracterizado por uma comunicação-diálogo, refutando a propaganda-monólogo. Neste sentido, Bauer e Miglautsch (1992, p.10) conceituam marketing direto como “um processo de marketing relacional de prospecção, conversão e manutenção que envolve feedback e controle de informações em nível individual, usando publicidade de resposta direta com códigos de rastreamento”.

O marketing direto é a entrega de uma mensagem de marketing para um cliente-alvo ou cliente potencial, em um formato favorável ao cliente, colocada de forma direta, sem uma pessoa intermediária ou mídia indireta envolvida (MULLIN, 2002). É um processo de marketing de relacionamento orientado à informação, coletando e usando dados de clientes para gerar estratégias de marketing que são mais nítidas, mais focadas e mais individualizadas do que os esforços de marketing tradicionais (ROBERTS; BERGER, 1999).

Pride e Ferrel (2012) descrevem o marketing direto de uma forma mais simplificada, afirmando que é o uso mídias não pessoais, internet ou telefone para comunicar informações de produtos e organizações aos clientes, e que a partir disso, podem comprar produtos por correio, telefone ou pela internet. Já a Associação Brasileira de Marketing Direto - ABEMD apresenta uma visão mais ampla, ao descrever o marketing direto como:

disciplina de marketing cuja comunicação se utiliza de uma ou mais formas de comunicação para obter uma resposta ou transação mensurável junto a públicos específicos ou gerar uma ação de relacionamento que produza encantamento junto ao público-alvo. A natureza desses serviços faz com que, na maior parte de suas atividades, haja tendência de utilização de segmentos de listas ou veiculação de anúncios com estímulo à resposta (*call to action*, cupons, etc.) e com o máximo de retorno dos investimentos (ROI) para o cliente, evitando a dispersão de esforços (ABEMD, 2017).

Stone (1992) atenta para quatro características chaves no conceito de marketing direto: a) ele é interativo, havendo interação entre a empresa e o consumidor individual; b) utiliza-se de uma ou mais mídias para comunicação, não se restringindo a apenas uma; c) há uma resposta mensurável, conhecendo-se o gasto total e o retorno recebido, e por fim; d) a transação pode ser realizada em qualquer local, não sendo confinado a um espaço físico limitado.

Já Kotler e Armstrong (2011) definem marketing direto como uma forma de comunicação direta com consumidores individuais, escolhidos detalhadamente, com base em um banco de dados, e com o objetivo de obter uma resposta imediata e desenvolver um relacionamento duradouro com eles. Conforme os autores, além da interatividade, citada por Stone (1992), o marketing direto é caracterizado por, geralmente, ser privado, dirigido a uma única pessoa, e também imediato e personalizado, podendo ser criado com muita rapidez para atingir uma pessoa específica.

Nesse sentido, Roberts e Berger (1999) expõem as competências do marketing direto:

- ✓ **Segmentação precisa:** por meio do uso de informações contidas nas bases de dados do cliente, o gestor de marketing direto pode direcionar as comunicações para um consumidor individual ou empresa específica que tenha sido identificada como uma perspectiva viável. Isso reduz o tempo inerente a muitas outras formas de comunicação que não são tão precisas.
- ✓ **Personalização:** o consumidor individual pode e frequentemente deve ser endereçado pelo nome. Porém, a habilidade de personalização se estende além o mero uso de nomes. Informações do banco de dados podem ser usadas para selecionar uma chamada apropriada.
- ✓ **Exigir uma ação imediata:** a chamada de marketing direto exige uma ação específica e imediata, geralmente a compra de um produto ou um pedido de mais informações sobre ele. Esse apelo à ação imediata atua contra a tendência normal da perspectiva de adiar a ação, muitas vezes permanentemente.
- ✓ **Estratégias invisíveis:** as estratégias e táticas do marketing direto são menos visíveis aos competidores do que as estratégias aplicadas à mídia de massa. Concorrentes fazem questão de se manter a par das atividades uns dos outros como, por exemplo, certificando-se de estar em suas listas de discussão.
- ✓ **Mensurabilidade:** a vantagem mais importante do marketing direto sobre as técnicas tradicionais de marketing, provavelmente, é sua capacidade de rastrear e medir a eficácia de ações de marketing. Com informações precisas sobre o que funcionou e o que não, o gestor pode alocar os recursos de maneira mais eficaz.

Além disso, Csikósová, Antořová e Čulková (2014), defendem que o caráter essencial do marketing direto reside na sua orientação para a ação. Para vender ou para convidar uma pessoa em direção a uma venda, o marketing direto inclui um apelo à ação imediata e um dispositivo de resposta fácil de usar. No entanto, Bauer e Miglautsch (1992) ressaltam que

embora a publicidade com apelo à resposta direta seja uma condição necessária, não é suficiente para caracterizar o marketing direto.

Segundo os mesmos autores, publicidade de resposta direta e marketing direto não são sinônimos, pois o marketing direto pode também ser definido como um marketing de relacionamento, que visa estabelecer e manter um relacionamento contínuo com seus clientes. Logo, obtém-se um retorno de informações específicas em nível individual para controle e direção de futuras atividades de marketing (BAUER; MIGLAUTSCH, 1992).

Em concordância, Bose e Chen (2009) afirmam que ao obter a resposta dos clientes sobre a aceitação da compra ou não, as empresas são abastecidas de informações e o marketing direto deve ajustar sua estratégia. Os mesmos autores sugerem uma sequência de atividades e questionamentos, conforme exposto na Figura 3 e descritos a seguir.

Figura 3 – Uma perspectiva de sistema de marketing direto

Entrada	
Atividade	Questões
Coleta de dados	Que tipos de dados são utilizados?
	Qual é o significado de diferentes tipos de dados?
	Como os profissionais de marketing podem escolher dados apropriados?
↓	
Processamento	
Atividade	Questões
Seleção de clientes-alvo	Quem deve ser selecionado e como?
Perfil do cliente	Como entender melhor os clientes?
Venda cruzada	Que produtos ou serviços devem ser oferecidos aos clientes?
Planejamento e estratégia de marketing direto	Como as atividades de marketing direto podem satisfazer as necessidades do negócio?
	Uma única correspondência é suficiente?
↓	
Saída	
Atividade	Questões
Avaliação de desempenho	O modelo é preciso?
	O modelo é rentável?

Fonte: Adaptado de Bose e Chen (2009).

Desse modo, conforme Bose e Chen (2009), o primeiro passo é a coleta de dados. Os gestores de marketing direto devem decidir sobre quais tipos de dados coletarem sobre os clientes que poderiam revelar significativas informações sobre suas preferências. Como atualmente os dados são facilmente coletados, não há uma maior preocupação sobre os métodos de coleta, mas sim em garantir que são dados limpos, significativos e suficientes. As principais questões de pesquisa relacionadas a esta atividade são: Que tipos de dados são usados? Quais

são os significados dos diferentes tipos de dados? Como o comerciante pode escolher os dados mais adequados?

Em seguida, os autores asseguram que a seleção de clientes-alvo é a atividade principal do marketing direto. O alvo pode ser um indivíduo ou uma família. Duas importantes questões de pesquisa que precisam ser respondidas por modelos quantitativos em marketing direto: Quem deve ser selecionado como alvo para marketing direto? Que técnicas devem ser usadas para a seleção de alvos?

Segundo os autores, geralmente cria-se uma pontuação pelas técnicas de seleção. A pontuação poderia ser um ou zero, indicando se o consumidor iria responder ou não, ou ainda um valor inteiro representando o número ou tipos de produtos que o cliente compraria. Além disso, estima-se uma receita e um custo sobre as possíveis respostas à todas as solicitações atuais e futuras.

Posteriormente, analisa-se o perfil do cliente, com a seguinte questão: Como os gestores de marketing devem classificar os clientes para uma seleção eficaz de alvos? O perfil de clientes pode ser analisado por meio do agrupamento de clientes e o reconhecimento de padrões entre eles, agrupando os semelhantes e separando-os dos outros. Porém, diferentes modelos de segmentação podem ser elaborados para diferentes segmentos.

A partir de registros de transações de clientes, os gestores podem obter o histórico de compras, tornando uma maneira direta e fácil de decidir o que ofertar. No entanto, somente o histórico de compras não é suficiente. Torna-se relevante explorar as mudanças das necessidades dos clientes para depois decidir quais produtos e serviços ofertar aos seus clientes-alvo. Duas estratégias mais utilizadas são *cross-selling*, que é a prática de ofertar produtos ou serviços similares a um cliente que é suscetível a comprar e *up-selling* que é a prática de ofertar produtos ou serviços a um cliente que está considerando a compra, mas com um pacote extra de privilégios, com mais recursos ou qualidade e preço maior (BOSE; CHEN, 2009; NOBIBON; LEUS; SPIEKSMAN, 2011).

Bose e Chen (2009) ainda afirmam que o marketing direto não se caracteriza como uma atividade única, mas sim como atividades de negócios com estratégias que devem ser planejadas para longo prazo. Como qualquer outra atividade de negócios, o marketing direto objetiva maximizar diversos requisitos, como o lucro, por exemplo. Entretanto, há restrições de recursos que devem ser consideradas, como custo, orçamento (THOMAS; HOUSDEN, 2002; BOSE; CHEN, 2009). Assim, torna-se necessário considerar duas questões principais: Como o

marketing direto pode satisfazer os requisitos do negócio dos gestores? Uma única e-correspondência de oferta é suficiente no marketing direto?

Por fim, realiza-se a avaliação de desempenho. Como uma atividade empresarial, campanhas de marketing direto são avaliadas em termos de contribuição financeira que proporcionam à empresa (THOMAS; HOUSDEN, 2002; BOSE; CHEN, 2009), e contribuição essa que depende da eficiência da seleção dos clientes-alvo. Logo, os modelos de seleção também devem ser avaliados e as questões respondidas devem ser: Como medir a precisão dos modelos propostos? O modelo é rentável?

De acordo com Hesse, Krafft e Peters (2007), com uma boa estratégia de marketing direto, pode-se alcançar os seguintes objetivos: aquisição de novos clientes, fidelização de clientes, aperfeiçoamento do relacionamento entre cliente e empresa, recuperação de clientes perdidos, vendas de produtos e serviços, branding e gerenciamento de marca. Peelen, Ekkelmans e Vijn (1989) enfatizam que o marketing direto deve ser utilizado, principalmente, para melhorar a relação entre vendedores e compradores.

Para os autores, o marketing direto pode proporcionar uma redução dos custos totais de comunicação nos contatos subsequentes, uma vez que não é mais necessário estimular o cliente de forma tão intensa, pois dispondo de uma boa relação a chance de o cliente realizar uma nova compra é relativamente alta. Além disso, o marketing direto pode aumentar o volume de negócios total e por resposta, pois é capaz de influenciar as transações entre compradores e consumidores, proporcionando uma relação duradoura.

Conforme Roberts e Berger (1999), o marketing tradicional trabalha com o composto de marketing para guiar suas decisões estratégicas, os P's do composto de marketing, já no marketing direto pode-se identificar um conjunto de variáveis de decisão em paralelo. As variáveis de decisão do marketing direto são: oferta, criatividade, meios de comunicação, sequência e sincronia e serviço ao cliente.

Desse modo, os mesmos autores explicam que a oferta se refere à proposta completa feita pela empresa a um cliente em potencial. Inclui o produto ou serviço, preço da oferta, e outros elementos da estratégia de posicionamento do produto. A criatividade inclui elementos de design gráfico e quaisquer técnicas de envolvimento e considerações de produção, tais como personalização.

Os meios de comunicação são as mídias escolhidas, e-mail, telefone, novos meios de comunicação, especialmente internet. A sequência e a sincronia envolvem decisões sobre o tempo e sequência do marketing direto, que são, de muitas formas, similares as propagandas

gerais. Essas decisões incluem mensagens unilaterais versus campanhas, fluxo constante de comunicações versus efeitos sazonais e perguntas sobre quanta repetição é suficiente.

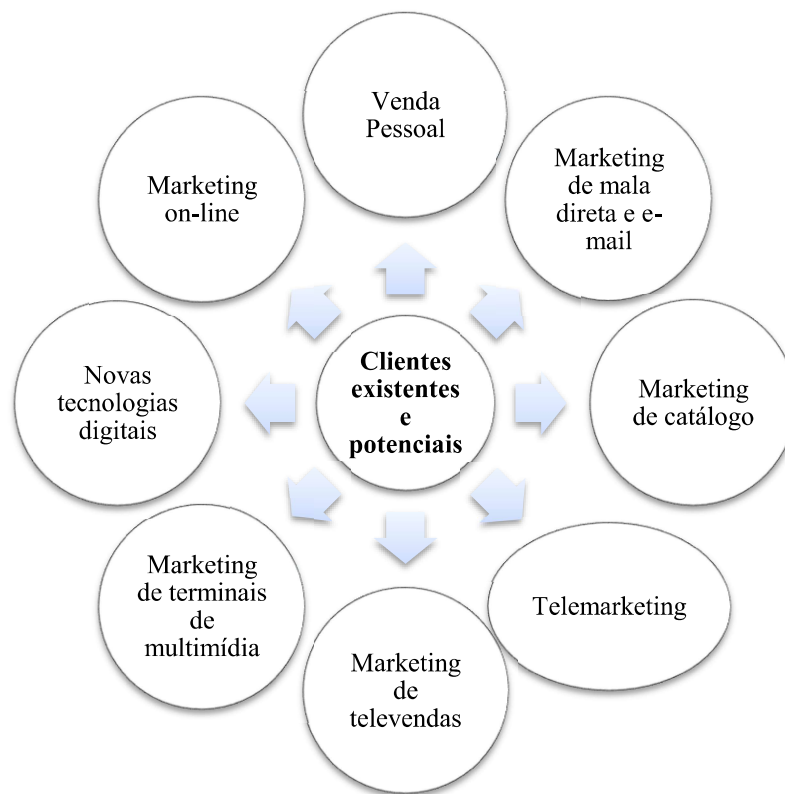
Por fim, o serviço ao cliente compreende a importância dos serviços oferecidos, como números de telefone gratuitos, aceitação de vários cartões de crédito, por exemplo, são técnicas importantes para superar a resistência dos clientes à compra via mídia de resposta direta. Ainda mais importante é o nível de atendimento oferecido pelo cliente: a rapidez e precisão do atendimento de pedidos, o tratamento de pedidos e reclamações de clientes e a política de devolução garantida, por exemplo.

O marketing direto pode ser considerado o ponto máximo na personalização do relacionamento com o cliente (LUPETTI, 2009). Em suma, pode-se afirmar que o marketing direto tem como objetivo final selecionar o cliente, buscando informações para conhecê-lo em profundidade, atendendo suas necessidades e satisfazendo-as, tornando-o um cliente fiel e proporcionando um retorno benéfico para a empresa. É relevante, dessa forma, conhecer quais as principais ferramentas utilizadas para atingir, com eficácia, os clientes-alvo das empresas.

2.3.1 Ferramentas de Marketing Direto

Conforme Kotler e Armstrong (2011), dentre as principais ferramentas de marketing direto (Figura 4), encontram-se o marketing de mala direta e e-mail, catálogo, telemarketing, televendas, terminais de multimídia, marketing on-line e novas tecnologias digitais.

Figura 4 – Principais ferramentas de marketing direto



Fonte: Adaptado de Kotler e Armstrong (2011).

O **marketing de mala direta e e-mail** envolve a comunicação de anúncios e ofertas via folhetos, cartas, entre outros, para uma pessoa em determinado endereço físico ou eletrônico. A mala direta faz uso de listas de correspondências altamente seletivas, o que permite melhor seleção dos clientes-alvo, personalização, flexibilidade e mensuração dos resultados. Os autores ainda afirmam que embora os custos de mala direta por e-mail sejam até mil vezes mais que uma mídia em massa, a probabilidade de resposta é consideravelmente maior, mostrando-se uma excelente ferramenta.

O **marketing de catálogo** é proveniente dos avanços tecnológicos unidos às tendências de personalização do marketing, *one-to-one*, e utiliza publicações impressas e encadernadas ou catálogos digitais. Os catálogos digitais apresentam vantagens em relação aos impressos por economizarem em custos de impressão e envio, não possuem espaço limitado e podem ser alterados em tempo real. No entanto, os catálogos impressos ainda são a principal mídia.

O **telemarketing** utiliza o telefone para comunicação e vendas. O telemarketing é *ativo* dispõe da venda direta a consumidores e clientes organizacionais, enquanto o telemarketing *receptivo* dispõe de uma central de ligações gratuitas (0800) para receber pedidos por ofertas

realizadas em catálogos, mala direta, televisão, entre outros. O telemarketing possibilita facilidade na compra e mais informações sobre produtos e serviços, mas apesar disso é alvo de reclamações de muitos consumidores por chamadas inúteis e diárias, logrando de efeito inverso ao objetivo, caso não seja bem administrado.

O **marketing de televendas** emprega comerciais ou programas de televisão dedicados à venda de produtos e serviços, e conta com duas categorias: a primeira é a *propaganda interativa*, pela qual transmitem comerciais de 60 ou 120 segundos, descrevendo produtos de forma persuasiva e disponibilizando um número de telefone, geralmente de chamada gratuita, para os clientes fazerem seus pedidos. A segunda categoria é chamada *infocomerciais*, que são programas publicitários, de cerca de 30 minutos, que servem para divulgar um único produto.

O **marketing de terminais de multimídia**, também chamado de quiosques, são máquinas de informações e registro de pedidos. Normalmente encontra-se em aeroportos, hotéis ou nas próprias lojas para encomendas de produtos que não estão disponíveis no momento.

Já o **marketing online** pode ser considerado a forma de marketing com crescimento mais rápido na chamada era digital, provocando um impacto drástico nos consumidores e empresas que atendem.

Por fim, as **novas tecnologias digitais de marketing direto** são utilizadas para atingir e interagir com consumidores em qualquer lugar, hora e sobre uma diversa gama de assuntos. Com o crescente desenvolvimento de tecnologias digitais, as empresas de marketing direto podem contar também com o *marketing por telefone celular* com jogos, música, internet com conteúdos patrocinados, *podcasts e vodcasts* que são arquivos de áudio e vídeo, respectivamente, para baixar, e *TV interativa* que permite que os telespectadores interajam com a programação utilizando os controles remotos.

2.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE MARKETING

Para uma maior compreensão do assunto, este capítulo apresentou um estudo sobre marketing, sistemas de informação em marketing e marketing direto.

A partir dos conceitos apresentados, observa-se que o marketing é um conjunto de ferramentas que proporciona à organização maior aproximação com seu mercado-alvo, não apenas com a simples comunicação e oferta de produtos e serviços, mas também ao buscar satisfazer seus desejos e necessidades. Assim, pode-se afirmar que o marketing deve ser

flexível diante as mudanças de mercado, conduzindo suas ações de acordo com as expectativas e necessidades dos seus potenciais consumidores.

Verifica-se também que a vantagem do marketing está ligada a ouvir e analisar as preferências do consumidor. As empresas orientadas ao cliente estão dispostas a buscar informações que permitem adaptar seus produtos e serviços, sua comunicação e suas estratégias de modo a melhor atender seus consumidores. Essas informações podem ser obtidas por ferramentas tecnológicas, como o Sistema de Informação de Marketing, que proporciona um banco de dados para avaliação eficaz e determinação de um tratamento mais personalizado com seus clientes-alvo.

Além disso, as informações também são a base para o marketing direto, que pode ser descrito como uma fermenta de personalização que visa à satisfação e fidelização do consumidor, reforçando os laços com os clientes e favorece um relacionamento contínuo e rentável. Sendo assim, pode-se considerar o marketing direto uma estratégia significativa para organizações que desejam fidelizar clientes e aumentar sua rentabilidade em longo prazo.

3 OTIMIZAÇÃO COMBINATÓRIA E META-HEURÍSTICAS

Este capítulo apresenta uma base teórica para o estudo de otimização. Assim, define-se otimização combinatória, complexidade computacional e técnicas de resolução de problemas, bem como uma breve explicação das meta-heurísticas GRASP e Busca Tabu.

3.1 OTIMIZAÇÃO COMBINATÓRIA

De acordo com Papadimitriou e Steiglitz (1998), nas últimas décadas surgiram inúmeros tipos de problemas de importância tanto prática como teórica, que se preocupam com a escolha da melhor configuração ou conjunto de parâmetros para atingir um objetivo. Nesse sentido, com o objetivo de solucionar problemas organizacionais e otimizar os processos produtivos com melhor aproveitamento de recursos e diminuição de custos, as organizações têm utilizado técnicas da Pesquisa Operacional (FILHO, 2008).

Para Arenales et al. (2007, p. 3) a Pesquisa Operacional “consiste no desenvolvimento de métodos científicos de sistemas complexos, com a finalidade de prever e comparar estratégias ou decisões alternativas”. Para Cordenonsi (2008), a Pesquisa Operacional constitui-se de um conjunto de técnicas, modelos, algoritmos e esforços para o alcance de resultados eficientes para os problemas de otimização.

Dentro da Pesquisa Operacional, encontram-se os problemas de otimização combinatória, os quais possuem um conjunto finito de soluções possíveis que devem ser geradas, comparadas e avaliadas num determinado limite de tempo, efetuando assim a otimização (CORDENONSI, 2008).

Os problemas de otimização combinatória normalmente se apresentam nas organizações através de uma função objetivo a ser maximizada ou minimizada, sujeita a um conjunto de restrições que podem se apresentar na forma de recursos escassos (como mão de obra, tempo, orçamento, entre outros) ou requisitos mínimos que devem ser cumpridos (como produção mínima, horas de descanso, entre outros) que, de acordo com sua dimensão e complexidade, direcionam a escolha da estratégia mais adequada para sua resolução (DÍAZ et al., 1996). A ideia para solução dos problemas, de maneira simplificada, é combinar as todas as possíveis soluções, respeitando as restrições, e escolher a que tenha melhor qualidade em termos de função objetivo (CORDENONSI, 2008).

Em um problema de otimização combinatória tem-se um conjunto finito de opções e deseja-se encontrar o valor ótimo, ou seja, a melhor opção possível em relação a alguma função objetivo. A capacidade de encontrar soluções boas ou ótimas para problemas de otimização combinatória no mundo real pode, muitas vezes, se traduzir em considerável economia em termos financeiros, de tempo ou de recursos.

Hillier e Lieberman (2013) afirmam que os problemas de otimização geralmente objetivam maximizar ou minimizar uma medida de desempenho designada função objetivo, que está sujeita a variáveis com condições limitantes, denominadas restrições. As variáveis de decisão de um problema de otimização combinatória, segundo Papadimitriou e Steiglitz (1998) são classificadas como variáveis discretas, a partir de um conjunto tipicamente inteiro. O processo de identificar uma função objetivo, suas restrições e variáveis é chamado modelagem e, de acordo com Díaz et al. (1996), a modelagem matemática de um problema de otimização pode ser da seguinte forma:

$$\begin{aligned} & \text{Otimizar } f(x) && (1) \\ & \text{com as seguintes restrições:} \\ & \left\{ \begin{array}{ll} h_i(x) \leq b_i & i = 1 \dots l \\ h_i(x) \geq b_i & i = l + 1 \dots m \\ h_i(x) = b_i & i = m + 1 \dots n \end{array} \right. \end{aligned}$$

Onde f é a função objetivo, h_i as restrições que devem ser obedecidas e x o conjunto de variáveis de decisão.

Nesse mesmo sentido, Barbosa (2016) acrescenta que um problema de otimização combinatória pode ser caracterizado por (S, f) , onde S significa o conjunto de soluções viáveis e $f: S \rightarrow \mathbb{R}$ é uma função objetivo e que concede um valor real para cada solução $s \in S$. Sendo assim, a finalidade do problema é encontrar uma solução ótima (s^*) tal que:

$$f(s^*) \leq f(s), \text{ para } \forall s \in S, \quad (2)$$

para problemas de minimização, ou

$$f(s^*) \geq f(s), \text{ para } \forall s \in S, \quad (3)$$

para problemas de maximização.

Em ambos os problemas, s^* é um ponto extremo de f quando comparado com as demais soluções do espaço de buscas S (BARBOSA, 2016). Assim, entende-se por otimização combinatória o método de encontrar, comparar e avaliar as soluções possíveis até que nenhuma melhor seja encontrada.

Conforme Cordenonsi (2008), devido ao grande número de variáveis e restrições dos problemas organizacionais, muitas vezes torna-se inviável demonstrar todas as soluções possíveis dos problemas de otimização combinatória, mesmo utilizando computadores com alta capacidade de processamento, demandando o uso de técnicas mais apuradas para a resolução de problemas práticos. Logo, por sua complexidade, é possível a utilização de técnicas de otimização apoiadas em algoritmos heurísticos para encontrar soluções de boa qualidade (WRIGHT; NOCEDAL, 1999).

Para Schrijver (1998, p. 16) um algoritmo é “uma lista de instruções para resolver um problema”, e como grande parte dos problemas estudados pela comunidade científica envolve um número elevado de variáveis, o desenvolvimento de algoritmos eficientes tem sido um desafio para muitos pesquisadores.

3.1.1 Complexidade Computacional

O principal objetivo de uma resolução eficiente de problemas de otimização combinatória é encontrar, independentemente do método utilizado, soluções de boa qualidade em um tempo aceitável. Porém, a complexidade surge quando o número de alternativas no espaço de buscas é elevado, onde muitas vezes a enumeração de todas as soluções torna-se inviável para um problema de otimização combinatória (BARBOSA, 2016).

De acordo com Cook (1971) um problema é considerado de difícil solução se os recursos computacionais e o tempo necessário para solucioná-lo crescem exponencialmente com o seu tamanho. Logo, para se analisar a complexidade de um algoritmo torna-se relevante determinar os recursos que o algoritmo irá requerer para realizar suas atividades, como memória e tempo de processamento (GOLDBARG; LUNA, 2005).

A Teoria da Complexidade Computacional envolve o estudo dos esforços computacionais requeridos por um algoritmo para solução de um problema. Frequentemente, o grau de complexidade é avaliado de acordo com o tempo, ou seja, melhores algoritmos são

aqueles que proporcionam uma solução de um problema de forma rápida, qualquer que seja a dimensão do mesmo (GAREY; JOHNSON, 1979; LEAL, 2002).

Uma importante particularidade da teoria computacional é a categorização dos problemas de otimização em diferentes classes de complexidade, com base em seu grau de dificuldade (BARBOSA, 2016). As classes reúnem problemas com características similares e que requerem os mesmos recursos computacionais para sua resolução. Há quatro classes de problemas denominadas **P** (*polynomial-time*), **NP** (*nondeterministic polynomial-time*), **NP-difícil** e **NP-completo** (GAREY; JOHNSON, 1979; DÍAZ et al., 1996; SCHRIJVER, 1998; PAPADIMITRIOU; STEIGLITZ, 1998; GOLDBARG; LUNA, 2005, BARBOSA, 2016), descritas a seguir:

- A classe de problemas **P** é definida como um conjunto de todos os problemas que podem ser solucionados por um algoritmo determinístico em tempo polinomial. São problemas considerados mais “simples”, ditos tratáveis computacionalmente, os para os quais existem algoritmos eficientes.
- Os problemas classificados como **NP** são ditos problemas intratáveis, ou seja, podem ser resolvidos por um algoritmo não determinístico em tempo polinomial, onde há pontos de decisão em que diferentes continuações são possíveis. São, normalmente, problemas cujos algoritmos exatos que os resolvem são limitados por uma função exponencial.
- Os problemas **NP-completos** (*NP-complete*, em inglês), são um subconjunto da classe NP, considerado uma interseção da classe NP e NP-difícil (*NP-hard*, em inglês). Sua principal característica é que nenhum problema NP-completo pode ser resolvido por um algoritmo de tempo polinomial, porém, se houver um algoritmo com resolução em tempo polinomial para algum problema NP-completo, então haverá um algoritmo em tempo polinomial para qualquer problema da classe NP.
- Os problemas **NP-difíceis** (*NP-hard*, em inglês) são problemas de otimização associados à classe NP e podem ser considerados tão difíceis quanto os pertencentes à classe NP-completo.

Segundo Barbosa (2016), muitos problemas clássicos de otimização combinatória são NP-difíceis, como sequenciamento de tarefas em máquinas, *p*-medianas, agrupamento de dados, corte e empacotamento, rotas de veículos, coloração de grafos, caixeiro viajante, problema de alocação de salas, problema da mochila e o problema de marketing direto com

oferta de produtos (NOBIBON; LEUS; SPIEKSMAN, 2011), o qual é o foco de estudo deste trabalho.

3.2 TÉCNICAS DE RESOLUÇÃO DE PROBLEMAS

Como visto anteriormente, grande parte dos problemas de otimização combinatória são da classe NP-difícil, com grande número de dados e combinações, tornando-se inerentemente complexos e inviável a análise de todas as possíveis soluções em um curto espaço de tempo. Dessa forma, problemas de otimização combinatória demandam técnicas específicas de resolução.

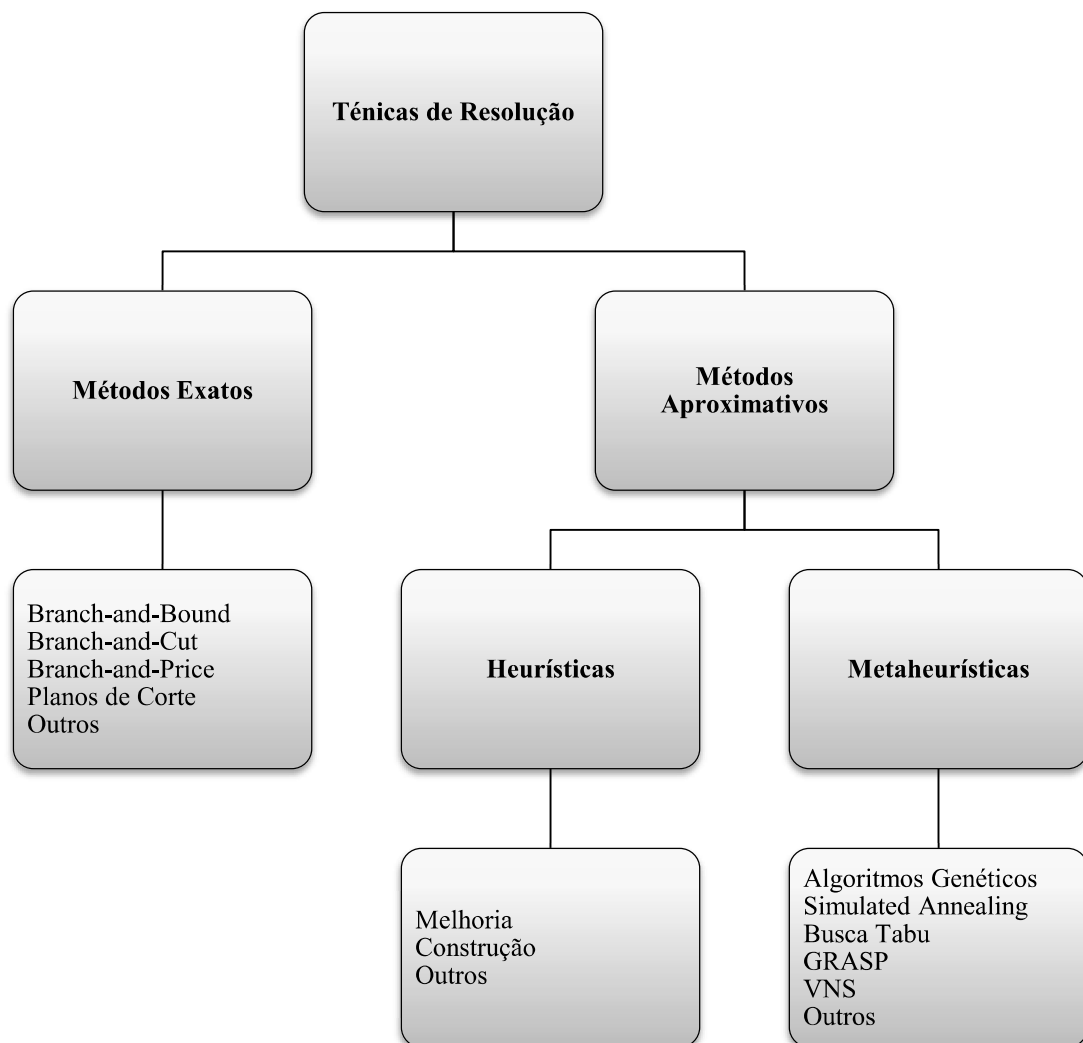
De acordo com Goldberg e Luna (2005) uma alternativa para facilitar a obtenção de algoritmos eficientes para resolução de problemas de otimização é a modelagem matemática. Os modelos, dentro da Pesquisa Operacional, são formas estruturadas de forma lógica e simplificadas que proporcionam uma representação da realidade e as condições de funcionamento dos sistemas representados.

A partir da modelagem, existem diversas técnicas para a resolução dos problemas de otimização combinatória (GOLDBARG; LUNA, 2005; BELFIORE; FÁVERO, 2013; GOLDBARG; GOLDBARG; LUNA, 2016), conforme Figura 5 demonstra alguns dos principais métodos, e de forma geral podem ser classificados como:

- Algoritmos Exatos: são aqueles algoritmos que encontram a solução ótima para o problema de otimização combinatória em um determinado tempo, para uma instância finita, mas quando aplicados a problemas da vida real podem ser demorados e ineficientes (BARBOSA, 2016).
- Algoritmos Heurísticos: São procedimentos para resolver problemas, geralmente de forma intuitiva e racional, e que oferecem uma boa solução (ainda que não necessariamente seja a ótima) em tempo aceitável (DÍAZ et al., 1996).
- Meta-heurísticas: se caracterizam por guiarem outras heurísticas para explorar o espaço de soluções além dos ótimos locais, investigando boas soluções em novas regiões favoráveis (CORDENONSI, 2008)
- Algoritmos Aproximativos: possuem características de convergência e garantem soluções próximas do ótimo, mas não exatamente a solução ótima (FILHO, 2008).
- Programação Linear, Não-linear e Inteira: se utilizam de modelos matemáticos para otimização de uma função objetivo com um conjunto de restrições. Se as variáveis

são contínuas são ditas de programação linear, se são se valores discretos são chamadas de programação inteira e ainda se houver qualquer tipo de não-linearidade, seja na função objetivo ou nas restrições, são chamadas de programação não-linear.

Figura 5 – Técnicas de resolução de problemas



Fonte: Adaptado de Goldberg, Goldberg e Luna (2016).

Dentre os métodos citados, os mais utilizados para resolução de problemas de otimização combinatória são os algoritmos exatos e heurísticos. Os algoritmos exatos são capazes de encontrar a solução ótima a partir de estratégias de interativas e obtenção de subproblemas a partir da relaxação do problema original (GOLDBARG; GOLDBARG; LUNA,

2016), porém, em problemas da classe NP, apresentam uma acentuada queda de desempenho à medida que a dimensão do problema aumenta, até que se torne impossível de resolvê-los.

Dessa forma, em contraste, algoritmos que não garantam encontrar a solução ótima, mas sim soluções de boa qualidade, isto é, uma solução próxima do ótimo, e em tempo computacional aceitável, são os mais indicados para resolução desses tipos de problemas (pertencentes a classe NP), como é o caso do Problema De Marketing Direto Com Oferta De Produtos.

3.2.1 Heurísticas e Meta-heurísticas

O Problema De Marketing Direto Com Oferta De Produtos possui características que dificultam o uso de métodos exatos de resolução de problemas devido à sua complexidade (NOBIBON; LEUS; SPIEKSMAN, 2011), pois geralmente demanda tempo computacional elevado para fins práticos. Em métodos aproximados, sacrificamos a garantia de encontrar soluções ótimas para obter boas soluções em um tempo significativamente reduzido (BLUM; ROLI, 2003).

Sendo assim, uma heurística pode ser definida como uma técnica que provavelmente encontrará uma excelente solução viável, não necessariamente a solução ótima, para um determinado problema em questão, utilizando um esforço computacional razoável (GOLDBARG; LUNA, 2005; ARENALES et al., 2007; HILLIER; LIEBERMAN, 2013). Logo, as heurísticas não garantem a otimalidade da solução, mas podem fornecer uma solução próxima da solução ótima.

O procedimento heurístico geralmente é um algoritmo iterativo completo que envolve a busca por uma nova solução a cada interação, solução essa que poderia ser melhor que a solução anterior encontrada, e que após um tempo razoável de busca a solução fornecida é a melhor encontrada durante qualquer interação (HILLIER; LIEBERMAN, 2013). Os mesmos autores ainda acrescentam que os métodos heurísticos tendem a ser específicos por natureza, isto é, cada método desenvolvido geralmente atende a um tipo específico de problema em vez de uma variedade de aplicações.

Arenales et al., (2007) aponta que existem diversos tipos de heurísticas, destacando-se as heurísticas construtivas, heurísticas de busca local e as meta-heurísticas. As heurísticas construtivas, segundo os autores, constroem uma solução, factível ou não, e a cada passo

adiciona um elemento da solução, tal como o valor de uma variável ou um arco ou um nó em um grafo.

As heurísticas de busca local iniciam com uma solução s , obtida, por exemplo, de uma heurística construtiva e associa-se à essa solução uma vizinhança N de s . A cada operação, ou chamado movimento, atinge-se uma solução s' da vizinhança $N(s)$, chamada solução vizinha. Assim, seleciona-se uma solução vizinha que seja melhor que a solução corrente e a busca prossegue até que não se encontre nenhuma solução melhor na vizinhança, sendo a solução corrente denominada ótimo local, ou então, até que algum critério de parada seja satisfeito.

Já as meta-heurísticas são técnicas que basicamente tentam combinar métodos heurísticos básicos em estruturas de nível superior, com o objetivo de explorar de forma eficiente e eficaz um espaço de busca (BLUM; ROLI, 2003; ARENALES et al., 2007). Ademais, para Hillier e Lieberman (2013, p. 581) uma meta-heurística “fornece tanto uma estrutura quanto diretrizes de estratégia gerais para desenvolver um método heurístico específico, que se ajuste a um tipo de problema específico”.

Meta-heurísticas são tipicamente estratégias de alto nível que orientam uma heurística subjacente, mais específica do problema, para aumentar seu desempenho (BARBOSA, 2016). O objetivo principal é permitir que a busca por soluções possa escapar do ótimo local, ou seja, permitindo movimentos de piora ou gerando novas soluções de partida para a pesquisa local de uma maneira mais "inteligente" do que apenas fornecendo soluções iniciais aleatórias, e assim explorar um espaço de soluções a procura de soluções ainda melhores (BLUM; ROLI, 2003; HILLIER; LIEBERMAN, 2013; BARBOSA, 2016).

Blum e Roli (2003) sintetizam as propriedades que caracterizam as meta-heurísticas da seguinte forma:

- Meta-heurísticas são estratégias que "orientam" o processo de busca;
- O objetivo é explorar eficientemente o espaço de busca para encontrar soluções (quase) ótimas;
- Técnicas que constituem algoritmos meta-heurísticos variam de simples procedimentos de busca local para processos de aprendizagem complexos;
- Algoritmos meta-heurísticos são aproximados e geralmente não-determinísticos;
- Podem incorporar mecanismos para evitar o confinamento em áreas dos espaços de busca e a experiência de busca (alguma forma de memória) para guiar a pesquisa;
- Meta-heurísticas não são destinados a problemas específicos.

Dentre as principais meta-heurísticas presentes na literatura, destacam-se a Colônia de Formigas (DORIGO, 1992), algoritmos genéticos (GOLDBERG, 1989), GRASP – *Greedy Randomized Adaptive Procedure* (FEO; RESENDE, 1995), *Simulated Annealing* (KIRKPATRICK; GELLATTI; VECHI, 1983), algoritmos meméticos (MOSCATO, 1989), VNS – *Variable Neighborhood Search* e VND - *Variable Neighborhood Descent* (MLADENOVIC; HANSEN, 1999), Redes Neurais (POTVIN, 1993), Busca Tabu (GLOVER; LAGUNA, 1993), entre outros.

3.3 GRASP

Greedy Randomized Adaptive Search (GRASP) ou Procedimento de Busca Adaptativa Gulosa e Randômica é uma meta-heurística desenvolvida por Feo e Resende (1995) para problemas de alta complexidade combinatória. Um procedimento GRASP é um processo iterativo ou de vários inícios que se divide basicamente em duas fases: um procedimento construtivo e um procedimento de busca local (DÍAZ et al., 1996).

No procedimento construtivo uma solução é construída adicionando elemento a elemento a cada iteração até que seja encontrada uma solução viável para o problema. Cada inserção de um novo elemento é realizada de forma aleatória por meio de uma lista restrita de candidatos (LRC). O tamanho da lista de candidatos é um parâmetro do método e a entrada de elementos na lista é feita de forma gulosa. Uma vez realizada a escolha do elemento que irá compor a solução, a lista de candidatos é atualizada, sendo excluído o elemento inserido, e os valores dos candidatos são recalculados e o processo se repete até a solução estar completa (FEO; RESENDE, 1995).

O controle de aleatoriedade e comportamento guloso do procedimento construtivo é feito por um parâmetro denominado α , normalmente $\alpha \in [0,1]$. O parâmetro determina um intervalo de valores (mínimo e máximo), onde 0 constitui uma solução puramente gulosa e 1 constitui uma solução aleatória (GOLDBARG; GOLDBARG; LUNA, 2016).

Já o procedimento de busca local gera melhorias na solução, já que a solução do procedimento construtivo não são necessariamente a solução ótima. A busca local também é um procedimento iterativo substituindo sucessivas vezes a solução corrente por uma solução melhor encontrada na vizinhança. Existem diversos algoritmos de busca local e sua eficácia depende das estratégias de busca adotadas, suas estruturas de vizinhança e também do próprio procedimento construtivo (GOLDBARG; GOLDBARG; LUNA, 2016).

Com GRASP, parte-se da estratégia de que uma busca local não deve ater-se a uma região específica no espaço de soluções, gerando soluções gulosas e aleatórias para que a busca local parta de diferentes soluções a fim de que percorra caminhos e uma destas soluções encontre a solução ótima, ou próxima a ela.

3.4 BUSCA TABU

A Busca Tabu é uma meta-heurística que, conforme Glover (1995), seu primeiro definidor, guia um procedimento de busca local para explorar o espaço de soluções além do ótimo local. Para Colin (2007), esta é uma técnica interativa que pode ser utilizada para orientar a busca de modo a evitar a convergência das soluções para os ótimos locais utilizando procedimentos que, mesmo identificando os ótimos locais, forcem a exploração de outras regiões de soluções factíveis.

Nesse sentido, Glover e Laguna (1993) apontam que para uma resolução de problemas de forma inteligente, a Busca Tabu baseia-se nas premissas de memória adaptativa e exploração sensível. A memória adaptativa permite a implementação de processos capazes de percorrer o espaço de soluções de maneira econômica e eficiente. Já a exploração sensível deriva da suposição de que más escolhas estratégicas podem fornecer melhores informações do que boas escolhas aleatórias, ou seja, integra princípios de busca inteligente ao examinar boas características de soluções e assim explorar novas regiões promissoras.

De modo, semelhante à busca local, a Busca Tabu seleciona o melhor dos movimentos possíveis a cada passo, porém a Busca Tabu permite movimentos em uma vizinhança mesmo que essa não seja tão boa quanto a atual, diferentemente da busca local, permitindo escapar dos ótimos locais e continuar estrategicamente a busca por soluções melhores (DÍAZ et al., 1996). Logo, o método é baseado em processos guiados para ultrapassar os limites de factibilidade ou otimalidade local, buscando soluções ainda melhores.

De acordo com Gendreau (2003) dois elementos fundamentais de qualquer busca local são a definição do espaço de busca e estrutura de vizinhança. O autor define o espaço de busca como um conjunto de todas as possíveis soluções que podem ser visitadas durante o processo de busca. O espaço de busca pode conter todas as soluções ou ser limitado a soluções factíveis, ou ainda apenas soluções que possuem determinados critérios de qualidade. Restringir o espaço de busca pode trazer benefícios em termos de velocidade para o algoritmo, mas também efeitos indesejáveis, pois pode-se ignorar soluções de boa qualidade vizinhas de soluções ignoradas.

Blum e Roli (2003) destacam que um simples algoritmo de Busca Tabu aplica o melhor movimento de melhoria de uma solução beneficiado por estratégias de memória que evitam que soluções já analisadas sejam revisitadas durante o seu desenvolvimento. Glover e Laguna (1993) citam que a memória utilizada na Busca Tabu pode ser tanto explícita como baseada em atributos dos movimentos.

A memória explícita armazena soluções completas, que consistem tipicamente em soluções de elite visitadas durante a pesquisa, ou ainda, vizinhos altamente atrativos dessas soluções, mas ainda inexplorados. Por outro lado, a memória baseada em atributos armazena informações sobre certas características dos movimentos de soluções que mudam ao passar de uma solução para outra. Trata-se de selecionar de modo estratégico não somente eventos de maior interesse para armazenar na memória, mas também eventos para “esquecer”, considerando a qualidade das soluções e também a influência dos seus atributos em relação à factibilidade ou estrutura das soluções (DÍAZ et al., 1996).

Nesse sentido, a memória pode ser de curta ou longa duração, contendo informações a respeito de novidade e frequência de eventos (GLOVER; LAGUNA, 1993). A memória de curta duração é frequentemente utilizada em implementações de Busca Tabu e é responsável pelo registro de informações relacionadas às últimas soluções analisadas pelo algoritmo, sendo um histórico recente. Já a memória de longa duração é baseada na frequência que certos atributos aparecem ou mudam nas soluções visitadas durante o processo de busca.

As informações armazenadas na memória de longa duração possibilitam que o algoritmo analise soluções obtidas durante o processo de busca e reconheça movimentos que conduzam a regiões promissoras no espaço de busca e proporcionem maiores chances de encontrar o ótimo global. Em contrapartida, essas informações também podem possibilitar que o algoritmo forneça instruções a respeito de áreas menos promissoras do espaço de busca orientando sua próxima trajetória de busca (DÍAZ et al., 1996).

O mesmo autor acrescenta que essa memória possibilita o registro de movimentos que permite que se escape dos ótimos locais de forma sistemática e não aleatória. Já Hillier e Lieberman (2013) atentam para o fato de ao se afastar dos ótimos locais para exploração de vizinhanças consideradas promissoras, pode fazer com que o algoritmo retorne a uma solução já visitada anteriormente, formando ciclos e prendendo-se ao ótimo local. Este comportamento é denominado ciclagem e pode ser evitado com o uso de estruturas de memória de curto prazo (GENDREAU, 2003), já citadas anteriormente, mas que também pode ser chamada de lista tabu (GLOVER, 1995).

A lista tabu é formada por movimentos proibidos (BLUM; ROLI, 2003), ou seja, movimentos que se realizados podem levar a soluções já analisadas anteriormente. A lista tabu efetua o registro das movimentações proibidas em forma de fila por um determinado número de interações, o qual vai determinar o tamanho da lista tabu, e assim, quando a lista atinge o número máximo de movimentos proibidos o movimento mais antigo é excluído para que o novo movimento seja adicionado (FRAGA, 2006).

Portanto, entende-se a utilização da lista tabu como um recurso para escapar do ótimo local. Desse modo, o algoritmo adquire a capacidade de identificar, a cada interação, se a possível solução pertencente à vizinhança já foi visitada anteriormente e, em caso de resposta afirmativa, essa solução, enquanto estiver presente na memória, é proibida de ser revisitada, evitando assim a ciclagem.

Fraga (2006) acrescenta que a Busca Tabu deve manter um rígido controle sobre o tamanho da lista tabu, pois uma lista muito pequena aumenta as chances de ciclagem, e por outro lado, uma lista muito grande pode restringir excessivamente a busca, proibindo soluções promissoras. No entanto, pode-se utilizar um recurso chamado critério de aspiração, o qual permite um movimento pertencente à lista tabu desde que resulte em uma solução melhor que a solução incumbente e que não ocorra a ciclagem (GENDREAU, 2003).

O mesmo autor ainda explica que a finalização do algoritmo pode ocorrer com a definição dos seguintes critérios de parada:

- Número de interações sem melhoria na função objetivo: o processo para após um determinado número de interações sem melhoria;
- Número fixo de tempo ou interações: o processo para após um determinado tempo ou um número específico de interações;
- Quando o objetivo atende um valor específico: o processo para quando se atinge um valor pré-estabelecido considerado satisfatório ou o ótimo global, se este for conhecido.

Dessa forma, utiliza-se de critérios de parada para que o algoritmo não continue a ser executado desnecessariamente.

Por fim, cita-se duas importantes estratégias utilizadas pela Busca Tabu com objetivo de tornar o algoritmo totalmente eficaz: intensificação e diversificação (GLOVER; LAGUNA, 1993). A intensificação envolve uma exploração mais profunda das regiões dos espaços de busca considerados promissoras a fim de garantir que as melhores soluções nessas áreas foram realmente encontradas. A diversificação se refere à busca por boas soluções de áreas

inexploradas previamente, evitando que se perca muito tempo explorando uma área restrita do espaço de busca (GLOVER; LAGUNA, 1993; DÍAZ et al., 1996; GENDREAU, 2003; HILLIER; LIEBERMAN, 2013).

A Busca Tabu já foi aplicada com sucesso em inúmeros problemas com dezenas de milhares e até milhões de variáveis inteiras, encontrando soluções próximas do ótimo (COLIN, 2007), e tem facilitado consideravelmente a capacidade de resolução de problemas de ordem prática na área de planejamento de recursos, agendamento, telecomunicações, logística, entre outros (GLOVER; LAGUNA, 1993). Para o problema de marketing direto com oferta de produtos foi aplicado com êxito por Praag (2010) e Nobibon, Leus e Spieksma (2011), trabalho este tomado como base para o desenvolvimento da presente pesquisa.

3.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE OTIMIZAÇÃO COMBINATÓRIA

Este capítulo apresentou uma definição de otimização combinatória, complexidade computacional e as principais técnicas de resolução de problemas, em específico a meta-heurística Busca Tabu.

Na convergência dos conceitos, entende-se que otimização combinatória visa alcançar o melhor estado de um objetivo de um determinado problema. Um problema de otimização combinatória busca maximizar ou minimizar uma medida de desempenho, chamada função objetivo, função essa descrita em termos das variáveis de decisão e sujeita a certas restrições, ou seja, condições limitantes que podem se apresentar como limitação de recursos.

No estudo dos problemas de otimização combinatória, analisa-se um conjunto de soluções factíveis, isto é, soluções viáveis que atendem às restrições impostas e avalia-se as melhores soluções, almejando a melhor solução, ou ainda a solução ótima. A solução ótima representa o maior valor possível, no caso de maximização, ou o menor valor, no caso de minimização.

No entanto, alguns problemas de otimização combinatória requerem considerável esforço computacional para sua solução, e classificados de acordo com sua complexidade e tempo envolvido. Os problemas podem ser classificados como P, NP, NP-completos e NP-difíceis, e, geralmente, quanto maior o tamanho da instância de um problema, maior sua complexidade.

Observa-se também que os problemas reais são formulados em modelos matemáticos para sua resolução, e para problemas de pequenas dimensões podem ser aplicados métodos

exatos de resolução, os quais normalmente encontram a solução ótima. Para problemas de maior complexidade utilizam-se de métodos heurísticos que abrem mão de encontrar a solução ótima para encontrar uma solução boa, de qualidade, em tempo computacional aceitável.

Nesse sentido, as meta-heurísticas GRASP e Busca Tabu são conhecidas por obterem bons resultados em problemas reais de grandes instâncias, como é o caso do Problema de Marketing Direto com Oferta de Produtos. O procedimento GRASP dirige maior parte dos seus esforços para construir soluções iniciais de alta qualidade a fim de obter resultados melhores posteriormente por meio de um algoritmo de busca local, que é o caso da Busca Tabu, que se utiliza de estrutura de memórias, buscando novas soluções a cada interação e escapando dos ótimos locais.

4 PROBLEMA DE MARKETING DIRETO COM OFERTA DE PRODUTOS

Este capítulo define o Problema de Marketing Direto com Oferta de Produtos, suas especificações e restrições, bem como os casos apresentados na literatura.

4.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

O problema de marketing direto com oferta de produtos, também chamado na literatura como problema de campanha de promoção, é um típico problema de otimização combinatória, cujo objetivo é encontrar combinação que proporcione obter um lucro máximo ao oferecer produtos diferentes para clientes existentes, levando em conta várias restrições de negócios, que podem ser: limitação de orçamento, limite de produtos que devem ser oferecidos a cada cliente, número de ofertas por produto considerado na campanha e a campanha deve atender a uma taxa mínima de retorno sobre o investimento (NOBIBON; LEUS; SPIEKSMASMA, 2011).

Considera-se que uma organização pretenda promover uma campanha de promoção e oferecer novos produtos aos seus clientes existentes, e após uma extensa análise de dados do banco de dados de clientes, identifica-se os valores de receitas e custos associados a cada combinação de clientes do produto. Com base nesses parâmetros (custos e receitas), deve-se decidir se um dado produto será ou não oferecido a um determinado cliente. O objetivo do problema da campanha de promoção é maximizar o lucro líquido da campanha, que é medido como a diferença entre as receitas e os custos totais.

Um aspecto importante a ser considerado em uma campanha de promoção são os recursos disponíveis, o quais podem ser limitados. Portanto, a organização deve definir um orçamento máximo que não pode ser excedido e isto pode ser obtido por meio da limitação do orçamento para toda a campanha (COHEN, 2004; BHASKAR; SUNDARARAJAN; KRISHNAN, 2009) ou da atribuição de um orçamento limitado a cada produto individual (PRAAG, 2010; NOBIBON; LEUS; SPIEKSMASMA, 2011). Em ambos os casos, a restrição de orçamento limitará o montante máximo dos custos que podem ser incorridos nos esforços promocionais da organização durante a campanha.

Outra decisão é a inclusão ou não de um produto específico na campanha. Ao se determinar a oferta de um produto para pelo menos um cliente, esse produto irá ser parte da campanha e, dessa forma, custos fixos associados com este produto são incorridos. Conseqüentemente, oferecer um determinado produto a apenas alguns clientes pode ser ineficiente e custoso. Como alternativa para solucionar esta questão, introduz-se uma restrição

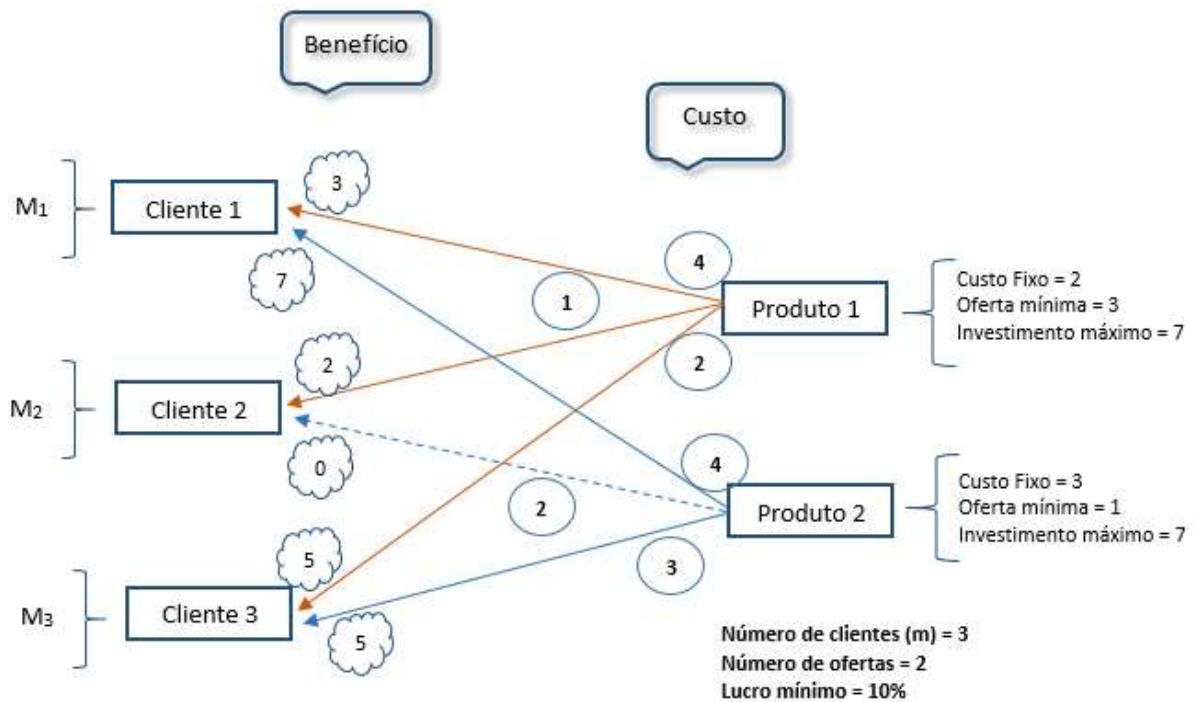
no número mínimo de ofertas que devem ser feitas para cada produto para ser parte da campanha (PRAAG, 2010; NOBIBON; LEUS; SPIEKSMASMA, 2011).

Além disso, deve-se considerar duas possíveis situações: a primeira sugere que uma campanha pode levar os clientes mais rentáveis a serem sobrecarregados com ofertas de produtos diferentes. A segunda situação é ignorar os clientes menos rentáveis e, assim, perder o contato e talvez futuras transações. As situações podem ser resolvidas com a introdução de uma restrição sobre o número máximo de ofertas que um determinado cliente pode receber (COHEN, 2004; BHASKAR; SUNDARARAJAN; KRISHNAN, 2009; PRAAG, 2010; NOBIBON; LEUS; SPIEKSMASMA, 2011) bem como uma restrição com o número mínimo de ofertas que cada cliente deve receber (COHEN, 2004). Na presente pesquisa será considerado apenas a restrição de número máximo de ofertas por cliente.

Por fim, considera-se que a organização exige um retorno mínimo sobre o investimento (ROI), geralmente uma taxa expressa em percentual. Logo, os lucros da campanha devem exceder os custos da campanha por um valor relativo preestabelecido. Esta taxa é geralmente referida como *corporate hurdle rate* e a maioria das empresas usam seu custo médio ponderado de capital (WACC) (PRAAG, 2010; NOBIBON; LEUS; SPIEKSMASMA, 2011).

Oliveira et al. (2014) exemplificam o Problema de Marketing Direto com Oferta de Produtos com um modelo simplificado, conforme Figura 6, que considera dois produtos para oferta e três clientes, sendo $n = 2$ e $m = 3$. O produto 1 é oferecido aos clientes 1, 2 e 3, incidindo um custo de 7\$ e um benefício de 10\$. O produto 2 é oferecido aos clientes 1 e 3, ocorrendo um custo de 7\$ e um benefício de 12\$. Observa-se assim que todas as restrições são atendidas, proporcionando um retorno total igual a 22\$ e um investimento de 19\$ (soma dos investimentos e custos fixos dos produtos 1 e 2), em um lucro de aproximadamente 15,78%.

Figura 6 – Exemplo de Problema de Marketing Direto com Oferta de Produtos



Fonte: Adaptado de Oliveira et al. (2014).

O problema de marketing direto com oferta de produtos é classificado como NP-difícil e, devido a sua complexidade, torna-se muito difícil produzir soluções ótimas usando métodos de otimização padrão (NOBIBON; LEUS; SPIEKSMAN, 2011, OLIVEIRA et al., 2014). Assim, sugere-se o desenvolvimento de heurísticas e meta-heurísticas, os quais podem ser usados para problemas de grandes instâncias, como é o caso do referido problema.

4.2 TRABALHOS CORRELATOS

Existem poucos trabalhos que tratam especificamente do problema de marketing direto com oferta de produtos. De acordo com Cohen (2004) e Nobibon, Leus e Spieksma (2011), esse problema frequentemente é abordado com a aplicação de métodos estatísticos conhecidos como modelos de resposta de marketing (do inglês “*response models*”). Esses métodos fornecem um apoio para o processo de seleção de clientes para uma campanha de promoção, fornecendo dados que explicam o comportamento de resposta do consumidor baseados em comportamento de compra anterior e dessa forma prevendo a probabilidade de resposta futura (PIERSMA; JONKER, 2004). Entretanto, a presente pesquisa se concentra em estudos específicos em Problema de Marketing Direto com Oferta de Produtos que utilizam métodos de otimização para maximização do lucro.

Bhaskar, Sundararajan e Krishnan (2009) consideram a seleção de clientes para uma campanha de promoção com venda cruzada em um banco comercial. O objetivo é maximizar o lucro total sujeito a duas restrições: a primeira refere-se a um limite de orçamento de campanha que se traduz em um limite superior no número de clientes que irão receber a oferta. A segunda restrição diz respeito ao volume de resposta esperado, que deve atingir a um objetivo de crescimento de ativos. O ponto principal do estudo reside na incerteza dos parâmetros e ao utilizarem a lógica fuzzy em um conjunto de instâncias reais de venda cruzada de um banco.

Cohen (2004) apresenta um objetivo semelhante ao buscar maximizar o lucro líquido de uma campanha de venda cruzada de um banco. O estudo considerou os canais a serem ofertados e as restrições de orçamento máximo para campanha, retorno mínimo sobre investimento, limite de capacidade por canal e número de ofertas mínimas por produto. Foi proposta uma formulação de programação matemática que validaram o estudo e apresentou resultados promissores para futuras campanhas.

Nobibon, Leus e Spieksma (2011) desenvolveram um modelo de otimização relacionado ao problema de marketing direto com oferta de produtos para maximizar o lucro total, sujeito a um conjunto de limitações, como orçamento, retorno mínimo sobre o investimento, o número máximo de produtos oferecidos aos clientes e o número mínimo de produtos oferecidos aos clientes. Eles também propõem técnicas heurísticas para aproximar soluções ótimas. Foram desenvolvidos oito algoritmos, sete baseados em métodos exatos e um baseado na meta-heurística Busca Tabu . Os melhores resultados foram apresentados pelo algoritmo Busca Tabu e *Branch-and-Price*, respectivamente.

Oliveira et al. (2014) e Cetin e Alabas-Uslu (2017) partiram do modelo proposto por Nobibon, Leus e Spieksma (2011) e propuseram modificações nas abordagens heurísticas para o problema. Oliveira et al. (2014) apresentaram um algoritmo heurístico denominado GGVNS, que é a combinação dos procedimentos GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*) e GVNS (Busca Geral em Vizinhança Variável), utilizando como busca local o método Descida em Vizinhança Variável (VND). Os resultados encontrados foram superiores aos encontrados na literatura, validando a proposta.

Já Cetin e Alabas-Uslu (2017) separaram o problema em dois subproblemas para lidar com a solução do modelo: a seleção de produtos que serão incluídos na campanha de promoção e a distribuição desses produtos aos clientes de forma otimizada. Esta estratégia foi realizada em duas fases. Na primeira fase um novo modelo de programação linear é utilizado para prever quais produtos são selecionados ou removidos da campanha. Uma vez que os produtos da campanha são determinados, o problema de seleção do produto é reduzido a um tipo de problema de atribuição.

Na segunda fase, os produtos que foram selecionados na primeira fase são distribuídos aos clientes de forma otimizada por outro modelo de otimização. As duas fases estão conectadas através de uma regra heurística. Foram propostas duas heurísticas, H-R1 e H-R2, em que H-R1 se destaca com melhores resultados, mas ambas apresentaram desempenho superior aos apresentados pela literatura.

4.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O Problema de Marketing Direto com Oferta de Produtos apresentado neste capítulo pode ser descrito de maneira simplificada como a seleção de produtos que deverão ser incluídos em uma campanha de promoção de marketing direto e a distribuição desses produtos a clientes específicos escolhidos a fim de maximizar o retorno financeiro respeitando várias limitações pré-estabelecidas. Na literatura encontram-se algumas variações do problema com diversos conjuntos de restrições, objetivos e abordagens, mas ainda são poucos os estudos que tratam desse problema específico.

Apresentado o referencial teórico que norteia a proposta desta pesquisa, são apresentados no próximo capítulo os procedimentos metodológicos que serão utilizados.

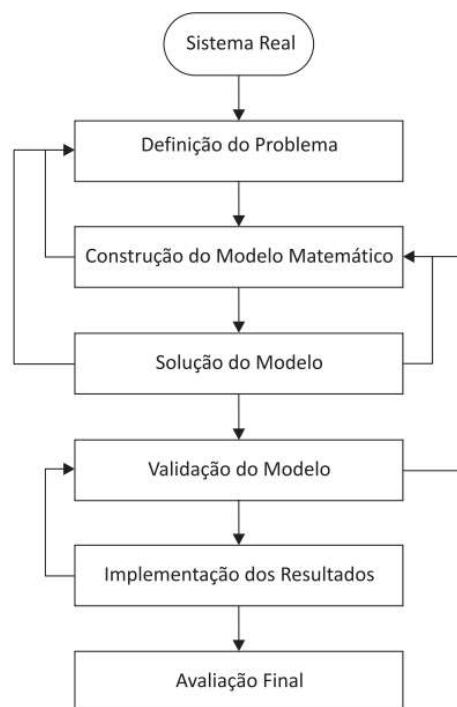
5 METODOLOGIA

De acordo com Gil (2010), a pesquisa é um processo racional e sistemático que busca respostas para um determinado problema proposto. É por meio da pesquisa que se buscam informações para a solução de um problema, utilizando-se de procedimentos de investigação científica, a qual envolve diversas fases para sua concretização.

À vista disso, para que seja possível alcançar os objetivos propostos, torna-se necessária a utilização de técnicas que determinem o caminho ideal para a concretização da pesquisa. Conforme Marconi e Lakatos (2010), o método é um composto de atividades sistemáticas e racionais que permite atingir os objetivos, traçando o caminho a ser seguido e auxiliando as decisões do pesquisador. Assim, a metodologia determina os procedimentos a serem adotados na pesquisa, indicando a direção para a coleta e interpretação dos dados.

No contexto da pesquisa operacional utiliza-se de técnicas quantitativas e modelos matemáticos, que são os principais pontos do que é conhecido como Pesquisa Operacional (HILLIER; LIEBERMAN, 2013). Nesse sentido, para o desenvolvimento do algoritmo proposto, foi utilizada a metodologia básica para resolução de problemas no contexto de pesquisa operacional, conforme Figura 7.

Figura 7 – Fases do estudo da Pesquisa Operacional



As diretrizes gerais de um estudo de Pesquisa Operacional incluem as seguintes fases: definição do problema, construção do modelo, solução do modelo, validação do modelo e a implementação da solução (TAHA, 2008; ARENALES et al., 2007; BELFIORE; FÁVERO, 2013; HILLIER; LIEBERMAN, 2013). Ressalta-se que, na prática, a implementação de cada fase pode variar ou ocorrer simultaneamente, pois é influenciada pelo tipo de problema e ambiente considerado. O fluxo de execução da presente pesquisa seguirá as fases citadas, conforme descrito nas sessões seguintes.

5.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

A definição do problema envolve a definição do escopo do problema, sendo identificada a descrição das alternativas de decisão, a determinação do objetivo do estudo e as especificações das limitações sob as quais o sistema modelado funciona (TAHA, 2008; ARENALES et al., 2007; BELFIORE; FÁVERO, 2013; HILLIER; LIEBERMAN, 2013).

Dessa forma, definiu-se o Problema de Marketing Direto com Oferta de Produtos com o objetivo de maximizar o lucro de uma campanha de promoção oferecendo produtos diferentes a clientes existentes, considerando as seguintes restrições: taxa mínima de retorno sobre investimento, orçamento de campanha limitado por produto, número máximo de ofertas por cliente, número mínimo de ofertas por produto e o efeito de canibalismo entre produtos.

5.2 CONSTRUÇÃO DO MODELO

Já a construção do modelo refere-se a definir o problema real em um modelo matemático, que representa a suas relações de causa e efeito (TAHA, 2008; ARENALES et al., 2007; BELFIORE; FÁVERO, 2013; HILLIER; LIEBERMAN, 2013). Geralmente representa-se um modelo matemático de um determinado problema com um conjunto de expressões matemáticas, definindo-se as decisões a serem tomadas por meio de variáveis de decisão, a função objetivo que expressa a medida de eficácia procurada e as limitações de recursos em forma de restrições, expressas por meio de equações ou inequações (GOLDBARG; LUNA, 2005).

Logo, o objetivo do Problema de Marketing Direto com oferta de Produtos é oferecer n produtos diferentes a m clientes, maximizando o lucro, que é a diferença entre a receita e os custos, levando-se em consideração as restrições de negócio. O tamanho da instância do

problema é determinado por m e n , sendo que o número de produtos n geralmente é pequeno, enquanto o número de clientes m pode ser em milhares ou até milhões. A construção do modelo baseou-se no modelo proposto por Nobibon, Leus e Spieksma (2011) e seus conjuntos e parâmetros são apresentados a seguir.

5.2.1 Conjuntos do modelo

Os conjuntos utilizados no modelo são apresentados no Quadro 2.

Quadro 2 – Conjuntos utilizados no modelo

C	Conjunto de clientes
O	Conjunto de oferta de produtos
Can	Conjunto de pares (i,j) de produtos canibais, isto é, aqueles que não podem ser ofertados simultaneamente

Fonte: Adaptado de Oliveira et al. (2014).

5.2.2 Parâmetros do problema

Os parâmetros utilizados são expostos no Quadro 3.

Quadro 3 – Parâmetros utilizados no modelo

j	produto ofertado, $j \in O$
i	cliente, $i \in C$
r_{ij}	representa a probabilidade de o cliente i reagir positivamente a uma oferta do produto j
DFV_{ij}	retorno obtido pela empresa quando o cliente i responde positivamente à oferta do produto j
p_{ij}	retorno esperado (receita) do cliente i quando o produto j é ofertado (logo $p_{ij} = r_{ij}DFV_{ij}$)
c_{ij}	custo associado com a oferta do produto j ao cliente i
NPP_{ij}	lucro potencial líquido, do inglês “ <i>net potential profit</i> ”, que representa a diferença de receitas e custos ($p_{ij} - c_{ij}$) associados à oferta do produto j ao cliente i
f_j	o custo fixo incorrido quando o produto j é utilizado na campanha
R	(<i>hurdle rate</i>) é a taxa mínima de retorno sobre o investimento global da campanha expresso em percentual e depende do risco do investimento

B_{ij}	orçamento disponível para cada produto
M_i	número máximo de ofertas que o cliente i pode receber
O_j	compromisso de quantidade mínima (MQC – <i>minimum quantity commitment</i>), ou seja, o número mínimo de clientes que devem receber uma oferta do produto j para que este produto faça parte da campanha.

Fonte: Adaptado de Nobibon, Leus e Spieksma (2011).

Observa-se que os custos correspondem a custos promocionais e custos operacionais, sendo c_{ij} o custo promocional, e o custo operacional é descontado da receita p_{ij} . Além disso, considera-se que os custos e as receitas são estimados com base em modelos de resposta de dados históricos (COHEN, 2004; NOBIBON; LEUS; SPIEKSMASMA, 2011) e que estão disponíveis dentro da empresa.

5.2.3 Variáveis

O Problema de Marketing Direto com Oferta de Produtos se concentra em duas importantes decisões: a primeira é se o produto j é ofertado ao cliente i e a segunda se o produto j irá fazer parte da campanha de promoção. As variáveis de decisão podem ser descritas em variáveis binárias x_{ij} e y_j , conforme o Quadro 4.

Quadro 4 – Variáveis de decisão do modelo

$x_{ij} \in \{0,1\}$	$\begin{cases} 1, \text{ se o produto } j \text{ for ofertado ao cliente } i, \\ 0, \text{ caso contrário,} \end{cases}$
$y_j \in \{0,1\}$	$\begin{cases} 1, \text{ se o produto } j \text{ for utilizado na campanha,} \\ 0, \text{ caso contrário,} \end{cases}$

Fonte: Adaptado de Praag (2010).

Como as variáveis devem ser inteiras, o problema em questão é chamado de um problema de programação inteira, ou mais especificamente, um problema de programação inteira 0-1, referindo-se ao caso especial de programação inteira, onde variáveis de decisão são conhecidas como binárias e só podem assumir os valores 0 ou 1 (PRAAG, 2010).

5.2.4 Função Objetivo

Após a determinação dos parâmetros e variáveis, define-se a função objetivo do problema como o objetivo de maximizar a soma dos lucros líquidos $(p_{ij} - c_{ij})$ de cada oferta do produto j ao cliente i , menos os custos fixos f_j de cada produto utilizado na campanha, considerando o efeito de canibalismo entre produtos.

$$\max \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (p_{ij} - c_{ij})x_{ij} - \sum_{j=1}^n f_j y_j \quad (4)$$

5.2.5 Restrições

A função objetivo do problema está sujeita às seguintes restrições:

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n p_{ij} x_{ij} \geq (1 + R) \left[\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij} + \sum_{j=1}^n f_j y_j \right] \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^m c_{ij} x_{ij} \leq B_j \quad j = 1, \dots, n, \quad (6)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} \leq M_i \quad i = 1, \dots, m, \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^m x_{ij} \leq m y_j \quad j = 1, \dots, n \quad (8)$$

$$\sum_{i=1}^m x_{ij} \geq O_j y_j \quad j = 1, \dots, n \quad (9)$$

$$y_i + y_j \leq 1 \quad \forall (i, j) \in Can \quad (10)$$

$$y_j, x_{ij} \in \{0, 1\} \quad i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n. \quad (11)$$

A primeira restrição (5) diz respeito à taxa mínima de retorno, que garante que o total de receita exceda o total dos custos da campanha adicionados do percentual R (*hurdle rate*). A segunda restrição (6) garante que o orçamento B_j alocado ao produto j não seja excedido. A terceira restrição (7) assegura que serão ofertados no máximo M_i produtos ao cliente i . As próximas restrições (8) e (9) referem-se ao número mínimo de ofertas que devem ser feitas para

que o produto j faça parte da campanha. Logo, se o produto não faz parte da campanha ele não será ofertado a nenhum cliente, porém, se o produto j fizer parte da campanha, pelo menos $O_j > 0$ clientes receberão a oferta. A seguinte restrição (10) impede a oferta de produtos similares (efeito canibalismo), tornando-os mutuamente excludentes. Por fim, a restrição de integralidade (11).

5.3 SOLUÇÃO DO MODELO

A fase de solução do modelo utiliza-se de algoritmos de otimização bem definidos (TAHA, 2008). Dessa forma, primeiramente foi implementado o algoritmo heurístico baseado em Busca Tabu proposto por Nobibon, Leus e Spieksma (2011). O algoritmo construtivo implementado pelos autores trata-se de um construtivo guloso, tentando inserir dentro da campanha os produtos com maior potencial de lucro e realizar as ofertas mais lucrativas para cada um destes produtos. Logo após a construção da solução inicial, utilizou-se a meta-heurística Busca Tabu. Maiores detalhes da reprodução da implementação dos autores e os resultados obtidos são descritos nos capítulos 6 e 7.

Após verificação dos resultados da reprodução, foi utilizado o procedimento estatístico de análise de agrupamentos (*cluster analysis*) para refinar os dados e identificar os produtos semelhantes dentro dos conjuntos de dados, procedimento descrito a seguir.

5.3.1 Análise de Agrupamentos para Tratamento do Canibalismo entre Produtos

De acordo com Hair Jr. et al. (2009, p. 35) a análise de agrupamentos é “uma técnica analítica para desenvolver subgrupos significativos de indivíduos ou objetos”. De forma específica, busca-se classificar uma amostra de dados em grupos menores mutuamente excludentes, com base nas similaridades. Logo, objetivando identificar os produtos que sofrem o efeito de canibalismo, aqui denominadas de variáveis, procedeu-se a análise de cluster no conjunto de instâncias geradas Nobibon, Leus e Spieksma (2011).

A fim de verificar quais variáveis eram mais próximas uma da outra, utilizou-se o método da distância euclidiana, a qual é considerada como uma medida de dissimilaridade e é a métrica mais utilizada, pois possui a particularidade de representar a distância física entre dois pontos em um espaço d -dimensional (SILVA; PERES; BOSCARIOLI, 2016). Já para Clifford e Stephenson (1975) a distância euclidiana é interpretada como a distância entre dois

indivíduos, cujas posições são determinadas em relação às suas coordenadas, definidas com referência a um grupo de eixos cartesianos, os quais possuem ângulos retos entre si. Considerando apenas duas variáveis, sua fórmula é dada por:

$$d_{ij} = \left[(x_{ia} - x_{ja})^2 + (x_{ib} - x_{jb})^2 \right]^{1/2} \quad (12)$$

em que x_{ia} e x_{ib} representam, respectivamente, as características a e b do indivíduo i e x_{ja} e x_{jb} representam, respectivamente, as características a e b do indivíduo j .

Generalizando, para p variáveis, tem-se:

$$d_{ij} = \left[\sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2 \right]^{1/2} \quad (13)$$

em que x_{ik} e x_{jk} representam, respectivamente, os indivíduos i e j para a k -ésima variável ($k=1, \dots, p$).

Além disso, utilizou-se o método da ligação simples ou do vizinho mais próximo, também denominado “*Single Linkage Clustering*”, onde as conexões entre objetos ou grupos ou entre grupos são feitas por ligações simples entre pares de objetos, ou seja, a distância entre os grupos é feita por ligações simples entre pares de objetos, ou seja, a distância entre os grupos é definida como sendo aquela entre os objetos mais parecidos entre esses grupos. De acordo com Sneath e Sokal (1973), agrupamentos pelo método de ligação simples podem ser obtidos tanto pelo procedimento aglomerativo quanto divisivo, mas nesta pesquisa fora adotada a primeira opção.

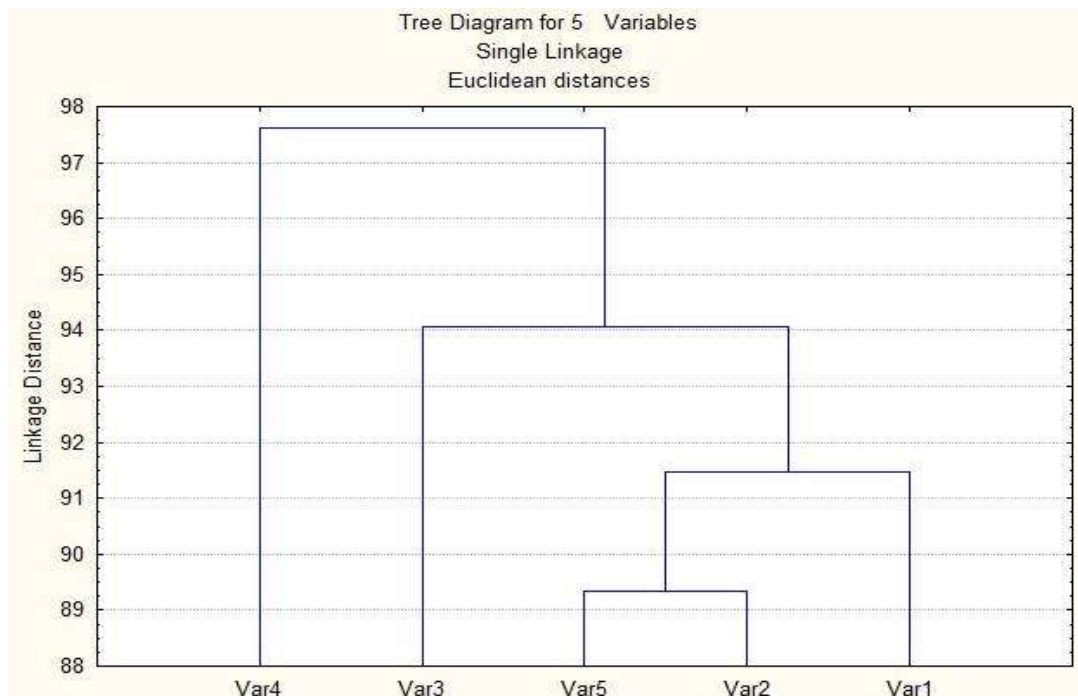
Utilizou-se o programa Statistica, pelo qual foram identificados os produtos similares, tratados como canibais. A análise foi realizada a nível de produto em função do lucro simulado por cliente, que correspondeu à diferença entre receitas (p_{ij}) e os custos (c_{ij}). Os conjuntos de instâncias avaliados contaram com cinco, dez e quinze variáveis e uma variação de 100 a 10.000 clientes.

Procedeu-se a seleção de duas variáveis mais próximas no dendrograma da análise de cluster onde foram avaliados cinco tipos de produtos, quatro variáveis nas instâncias com dez tipos de produtos e seis variáveis nas instâncias que continham quinze tipos de produtos. Optou-se pela atribuição de relações de canibalismo que afetassem 40% do conjunto de produtos presentes em cada instância, pois não houve a intenção de que as relações de canibalismo

afetassem todos os produtos dos conjuntos. Após a determinação das variáveis similares nos dendrogramas, passou-se a uma segunda fase que consistiu da reanálise dos bancos com quatro e seis variáveis, visando escolher somente um par de variável similar em cada grupo, a fim de identificar os pares mais próximos.

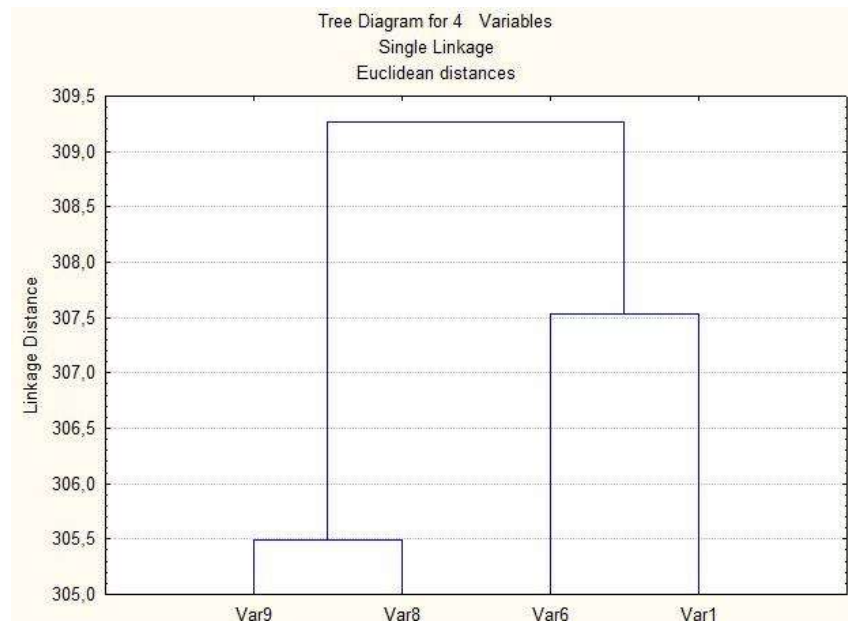
Como exemplo, pode ser observado na Figura 8 que representa o dendrograma para cinco produtos, onde foram identificados os produtos 2 e 5 como canibais, por apresentarem menor distância euclidiana, ou seja, maior similaridade.

Figura 8 – Exemplo de análise de agrupamentos para instâncias de cinco produtos



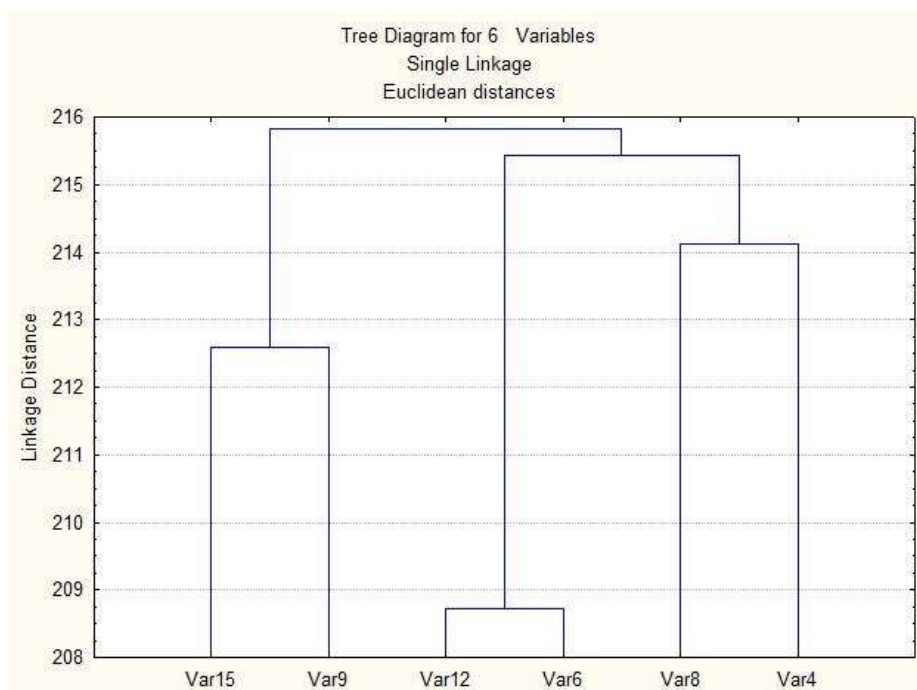
Já a Figura 9 exemplifica o dendrograma para dez produtos, onde identifica-se os produtos 8 e 9 como o primeiro par de produtos canibais e os produtos 1 e 6 como o segundo par.

Figura 9 – Exemplo de análise de agrupamentos para instâncias de dez produtos



E como exemplo de dendograma para quinze produtos, observa-se a Figura 10, onde identificou-se os produtos 6 e 12 como o primeiro par de produtos canibais, os produtos 9 e 15 como o segundo par e os produtos 4 e 8 como o terceiro par.

Figura 10 – Exemplo de análise de agrupamentos para instâncias de cinco produtos



Os produtos canibais identificados nas instâncias com cinco produtos constam na Tabela 1, nas instâncias de dez produtos na Tabela 2 e nas instâncias de quinze produtos na Tabela 3.

Tabela 1 – Produtos canibais para instâncias de cinco produtos

Instância	Pares de Produtos Canibais
L-5-5-1	1 e 5
L-5-5-2	1 e 4
L-5-5-3	3 e 4
L-10-5-1	3 e 4
L-10-5-2	3 e 4
L-10-5-3	1 e 3
L-15-5-1	3 e 4
L-15-5-2	1 e 2
L-15-5-3	1 e 3
M1-5-5-1	1 e 3
M1-5-5-2	1 e 2
M1-5-5-3	4 e 5
M1-10-5-1	2 e 5
M1-10-5-2	2 e 4
M1-10-5-3	4 e 5
M1-15-5-1	1 e 3
M1-15-5-2	1 e 2
M1-15-5-3	2 e 4
M2-5-5-1	2 e 4
M2-5-5-2	1 e 4
M2-5-5-3	3 e 5
M2-10-5-1	4 e 5
M2-10-5-2	2 e 5
M2-10-5-3	2 e 4
M2-15-5-1	4 e 5
M2-15-5-2	1 e 5
M2-15-5-3	1 e 3
S1-5-5-1	1 e 4
S1-5-5-2	2 e 4
S1-5-5-3	1 e 2
S1-10-5-1	2 e 4
S1-10-5-2	1 e 5
S1-10-5-3	1 e 4
S1-15-5-1	4 e 5
S1-15-5-2	1 e 3
S1-15-5-3	3 e 4
S2-5-5-1	3 e 5
S2-5-5-2	2 e 4

S2-5-5-3	2 e 3
S2-10-5-1	1 e 3
S2-10-5-2	1 e 3
S2-10-5-3	3 e 5
S2-15-5-1	2 e 3
S2-15-5-2	3 e 4
S2-15-5-3	2 e 5
S3-5-5-1	1 e 3
S3-5-5-2	2 e 5
S3-5-5-3	4 e 5
S3-10-5-1	2 e 5
S3-10-5-2	2 e 4
S3-10-5-3	3 e 5
S3-15-5-1	2 e 5
S3-15-5-2	2 e 3
S3-15-5-3	2 e 5

Tabela 2 – Produtos canibais para instâncias de dez produtos

Instância	Pares de Produtos Canibais	
L-5-10-1	6 e 10	1 e 3
L-5-10-2	3 e 6	5 e 9
L-5-10-3	1 e 3	2 e 5
L-10-10-1	1 e 2	6 e 10
L-10-10-2	3 e 4	6 e 8
L-10-10-3	1 e 6	3 e 8
L-15-10-1	3 e 10	1 e 5
L-15-10-2	4 e 6	1 e 5
L-15-10-3	2 e 3	5 e 8
M1-5-10-1	9 e 10	3 e 7
M1-5-10-2	5 e 8	3 e 10
M1-5-10-3	9 e 10	1 e 2
M1-10-10-1	4 e 5	3 e 8
M1-10-10-2	1 e 5	2 e 8
M1-10-10-3	2 e 3	5 e 8
M1-15-10-1	4 e 10	2 e 8
M1-15-10-2	1 e 8	2 e 10
M1-15-10-3	6 e 8	2 e 5
M2-5-10-1	2 e 6	1 e 8
M2-5-10-2	5 e 8	7 e 10
M2-5-10-3	4 e 6	9 e 10
M2-10-10-1	7 e 9	3 e 8
M2-10-10-2	8 e 9	1 e 6

M2-10-10-3	1 e 9	4 e 5
M2-15-10-1	1 e 5	2 e 10
M2-15-10-2	7 e 10	1 e 4
M2-15-10-3	1 e 10	5 e 8
S1-5-10-1	1 e 2	6 e 10
S1-5-10-2	6 e 9	3 e 5
S1-5-10-3	9 e 10	2 e 6
S1-10-10-1	2 e 8	4 e 7
S1-10-10-2	1 e 2	7 e 8
S1-10-10-3	3 e 5	1 e 9
S1-15-10-1	5 e 10	2 e 6
S1-15-10-2	1 e 10	6 e 9
S1-15-10-3	3 e 4	5 e 8
S2-5-10-1	1 e 5	2 e 4
S2-5-10-2	6 e 8	4 e 10
S2-5-10-3	2 e 3	4 e 6
S2-10-10-1	5 e 10	3 e 9
S2-10-10-2	7 e 9	5 e 10
S2-10-10-3	3 e 9	1 e 2
S2-15-10-1	5 e 8	6 e 9
S2-15-10-2	2 e 8	7 e 10
S2-15-10-3	8 e 9	2 e 6
S3-5-10-1	6 e 7	3 e 5
S3-5-10-2	7 e 10	4 e 5
S3-5-10-3	4 e 8	6 e 10
S3-10-10-1	7 e 10	4 e 9
S3-10-10-2	3 e 6	8 e 10
S3-10-10-3	4 e 5	6 e 10
S3-15-10-1	2 e 4	1 e 5
S3-15-10-2	8 e 9	4 e 7
S3-15-10-3	1 e 4	5 e 9

Tabela 3 – Produtos canibais para instâncias de quinze produtos

Instância	Pares de Produtos Canibais		
L-5-15-1	12 e 13	3 e 10	5 e 7
L-5-15-2	6 e 13	9 e 11	1 e 12
L-5-15-3	6 e 8	7 e 11	5 e 12
L-10-15-1	1 e 2	11 e 13	8 e 10
L-10-15-2	4 e 14	6 e 15	10 e 12
L-10-15-3	1 e 7	9 e 11	3 e 15
L-15-15-1	6 e 8	5 e 10	12 e 15
L-15-15-2	2 e 5	13 e 14	6 e 9
L-15-15-3	2 e 7	3 e 4	9 e 14
M1-5-15-1	9 e 10	4 e 11	6 e 7

M1-5-15-2	4 e 13	3 e 14	7 e 8
M1-5-15-3	1 e 12	3 e 9	5 e 14
M1-10-15-1	1 e 2	7 e 11	5 e 9
M1-10-15-2	6 e 10	1 e 2	11 e 12
M1-10-15-3	2 e 3	11 e 12	4 e 8
M1-15-15-1	6 e 12	9 e 15	4 e 8
M1-15-15-2	1 e 5	11 e 12	4 e 7
M1-15-15-3	4 e 12	6 e 15	1 e 13
M2-5-15-1	3 e 14	6 e 10	1 e 11
M2-5-15-2	6 e 9	10 e 13	1 e 8
M2-5-15-3	2 e 11	10 e 14	5 e 15
M2-10-15-1	7 e 15	10 e 14	1 e 5
M2-10-15-2	4 e 14	7 e 8	10 e 13
M2-10-15-3	1 e 9	4 e 10	12 e 15
M2-15-15-1	3 e 12	6 e 7	2 e 4
M2-15-15-2	10 e 12	1 e 7	5 e 13
M2-15-15-3	4 e 15	6 e 7	5 e 9
S1-5-15-1	6 e 7	5 e 8	4 e 9
S1-5-15-2	7 e 9	3 e 11	5 e 13
S1-5-15-3	6 e 10	3 e 13	2 e 7
S1-10-15-1	4 e 9	7 e 11	5 e 14
S1-10-15-2	4 e 6	3 e 8	10 e 13
S1-10-15-3	0 e 7	3 e 5	10 e 13
S1-15-15-1	1 e 8	11 e 12	6 e 10
S1-15-15-2	3 e 9	5 e 7	1 e 12
S1-15-15-3	14 e 15	6 e 8	3 e 10
S2-5-15-1	2 e 7	1 e 15	12 e 13
S2-5-15-2	8 e 11	4 e 15	3 e 6
S2-5-15-3	3 e 4	1 e 6	5 e 7
S2-10-15-1	7 e 9	3 e 13	11 e 15
S2-10-15-2	12 e 14	5 e 10	6 e 13
S2-10-15-3	3 e 15	8 e 11	1 e 14
S2-15-15-1	5 e 6	7 e 14	8 e 15
S2-15-15-2	10 e 14	9 e 11	3 e 15
S2-15-15-3	1 e 3	7 e 13	10 e 15
S3-5-15-1	3 e 13	4 e 7	6 e 10
S3-5-15-2	5 e 9	3 e 11	2 e 14
S3-5-15-3	7 e 8	3 e 11	1 e 9
S3-10-15-1	5 e 14	2 e 9	8 e 10
S3-10-15-2	3 e 8	9 e 14	2 e 11
S3-10-15-3	1 e 14	8 e 10	5 e 11
S3-15-15-1	6 e 14	3 e 13	8 e 15
S3-15-15-2	4 e 14	2 e 13	9 e 10
S3-15-15-3	4 e 11	13 e 15	1 e 14

Após a análise estatística, para solução do modelo, adaptou-se o algoritmo heurístico de Busca Tabu proposto por Nobibon, Leus e Spieksma (2011) com a implementação do procedimento GRASP e a incorporação do efeito de canibalismo entre produtos, onde o algoritmo deverá optar por um único produto entre dois semelhantes, sendo os produtos canibais mutuamente excludentes. A escolha pela Busca Tabu justifica-se por ser, dentre as heurísticas propostas pelos referidos autores, a que obteve melhor desempenho. Assim, o algoritmo de Busca Tabu desenvolvido com as adaptações para solução do modelo é detalhado no capítulo 6.

5.4 VALIDAÇÃO DO MODELO

O algoritmo proposto foi desenvolvido em linguagem C ++ e resolvido utilizando o software Visual Studio Community, em um conjunto de instâncias disponibilizados por Nobibon, Leus e Spieksma (2011). Estas instâncias estão divididas em quatro grupos: pequeno porte (*small*) S1, S2 e S3 com 100, 200 e 300 clientes, respectivamente, médio porte (*medium*) M1 e M2 com mil e dois mil clientes e ainda o quarto grupo de grande porte (*large*) L com dez mil clientes. Cada conjunto possui três tipos de taxas de retorno, sendo 5%, 10% ou 15% e três tipos de produtos (n) com 5, 10 ou 15 produtos. As instâncias s com um limite de M_i entre 1 e $\frac{n}{5}$ e as instâncias l um valor de limite entre $[\frac{n}{3}]$ e $[\frac{2n}{3}]$, e ambas com orçamento 1, 2 ou 3, ou seja, um orçamento pequeno, médio ou grande, respectivamente. Os valores de número máximo de ofertas e orçamento foram gerados mantendo a viabilidade das instâncias. Ao total, são 324 instâncias, sintetizadas no Quadro 5.

Quadro 5 – Visão geral das instâncias utilizadas

Grupo	Hurdle rate (%)	Número de clientes (m)	Número de produtos (n)	Número máx. ofertas (M_i)	Orçamento (B_j)
S1	5, 10 ou 15	100	5, 10 ou 15	s (<i>small</i>) ou 1 (<i>large</i>)	1, 2 ou 3
S2		200			
S3		300			
M1		1.000			
M2		2.000			
L		10.000			

Fonte: Adaptado de Praag (2010).

Para validação do modelo, verificou-se se as alterações do algoritmo e a inserção do efeito de canibalismo entre produtos ao problema produziram soluções viáveis e de custo semelhante aos obtidos quando não se considerou esse efeito. Para isso, foram realizados testes para ajustes de parâmetros e identificação e correção de falhas, assegurando que o modelo possa ser usado de forma confiável. Os experimentos computacionais utilizados para validação do modelo estão detalhados no capítulo 7.

5.5 IMPLEMENTAÇÃO DA SOLUÇÃO

O modelo proposto visa auxiliar as organizações na tomada de decisão, principalmente, em campanhas de promoção, visando a otimização ao combinar a redução de custos com a escolha de clientes com maior probabilidade de resposta e, conseqüentemente, a maximização do lucro. A inserção do efeito de canibalismo entre produtos mostrou-se adequado à todas as instâncias testadas, viabilizando a aplicação do modelo desenvolvido em contextos reais. No capítulo 8 serão detalhadas as contribuições do modelo e da abordagem desenvolvida, bem como sugestões de extensões do modelo e pesquisas futuras.

6 ALGORITMOS PROPOSTOS

O algoritmo proposto para resolução do problema de marketing direto considerando o canibalismo entre produtos é baseado nas meta-heurísticas GRASP e Busca Tabu. A escolha do método apoia-se nos experimentos realizados por Nobibon, Leus e Spiexsma (2011), onde a Busca Tabu obteve os melhores resultados para resolver o problema de uma campanha de promoção.

O primeiro passo em qualquer implementação de Busca Tabu é encontrar uma solução inicial. De acordo com Praag (2010) a qualidade da solução inicial influencia diretamente o desempenho do procedimento de Busca Tabu, e da mesma forma o resultado final, de forma significativa.

6.1 GERAÇÃO DE UMA SOLUÇÃO INICIAL

O objetivo do algoritmo construtivo é gerar uma solução inicial para que a Busca Tabu possa explorar suas vizinhanças, gerando melhoras nesta solução. O algoritmo construtivo implementado por Nobibon, Leus e Spiexsma (2011) trata-se de um construtivo guloso, tentando inserir dentro da campanha os produtos com maior potencial de lucro e realizar as ofertas mais lucrativas para cada um destes produtos. Este algoritmo construtivo foi reproduzido conforme especificado na literatura e se dá de acordo com pseudocódigo apresentado a seguir (Algoritmo 1).

Algoritmo 1 - Construtivo guloso determinístico

Construtivo Guloso Determinístico	
1:	$\text{lucro_total} := 0, \text{custo_total} := 0, V \leftarrow$ Lista de clientes, $\text{Sol} := \emptyset$
2:	para cada cliente em V calcular $NPP_{ij} := \frac{P_{ij} + C_{ij}}{C_{ij}}$
3:	ordena os clientes em V em ordem não crescente de NPP_{ij}
4:	para cada produto $j \in \text{Sol}$
5:	$C_j :=$ custo das ofertas para os primeiros O_j clientes na lista ordenada
6:	$P_j :=$ lucro das ofertas para os primeiros O_j clientes na lista ordenada
7:	$PR_j := P_j - C_j - f_j$
8:	seleciona o produto j^* com o maior PR_j que satisfaça $C_{j^*} \leq B_{j^*}$ e $\text{lucro_total} + P_{j^*} \geq (1 + R)(\text{custo_total} + C_{j^*} + f_{j^*})$
9:	se existe um produto j^* e $PR_{j^*} > 0$ então
10:	inclui as primeiras O_{j^*} ofertas previamente calculadas em Sol , $y_{j^*} := 1$, $\text{lucro_total} := \text{lucro_total} + P_{j^*}$, $\text{custo_total} := \text{custo_total} + C_{j^*} + f_{j^*}$
11:	para cada cliente pertencente as primeiras O_{j^*} entradas na lista ordenada
12:	$x_{ij} := 1, M_{ij} := M_{ij} - 1$
13:	se $M_{ij} = 0$, então
14:	remove cliente i de V
15:	volte para 4:
16:	para cada produto $j \in V$
17:	para cada cliente $i \in V$
18:	se $P_{ij} > C_{ij}$ e a oferta do produto j para o cliente i respeita as restrições de orçamento e taxa de retorno, faça a oferta e ajuste os valores da solução

O algoritmo construtivo de Nobibon, Leus e Spieksma (2011) pode ser dividido em três etapas principais: preparação das estruturas auxiliares, atribuição de ofertas mínimas e maximização do lucro.

Na primeira etapa, entre as linhas 1 e 7, é construída uma lista ordenada de clientes em ordem decrescente em relação aos seus potenciais de lucro líquido (NPP_{ij}) para cada um dos produtos. Durante esta etapa também é calculado o lucro projetado (PR_j) do número mínimo de ofertas O_j para cada um dos produtos. O objetivo deste procedimento é identificar quais os melhores candidatos a receberem ofertas de cada um dos produtos disponíveis e quais são os produtos com maior potencial de lucro, informação útil para o processo de tomada de decisão nas duas próximas fases.

Na segunda etapa, linhas 8 a 15, é realizada a inclusão de produtos na campanha e atribuição do número mínimo de ofertas demandado pelos produtos escolhidos. Já com o cálculo do lucro projetado dos clientes referentes ao número mínimo de ofertas para cada um dos produtos, verifica-se se o conjunto mínimo de ofertas O_j de cada um dos produtos

examinados respeita as restrições de orçamento (B_j) e taxa de retorno (R). Após ser feita a avaliação de todos os produtos, o produto mais lucrativo (com o maior PR_j *), é inserido na campanha e tem o número mínimo de ofertas atribuídas aos clientes previamente analisados (o mesmo conjunto de clientes que gerou a projeção PR_j).

Após a inclusão do produto e suas ofertas, é feito o ajuste do número de ofertas possíveis de serem recebidos por cada cliente, subtraindo uma oferta ($M_{ij} - 1$) das ofertas disponíveis, e os procedimentos anteriores são reiniciados com o conjunto dos produtos restantes e os clientes que ainda não tiveram seu número máximo de ofertas atingido. Este procedimento continuará se repetindo até o ponto onde dentre os clientes remanescentes, não é possível gerar um conjunto mínimo de ofertas necessário capaz de respeitar as restrições de orçamento e taxa de retorno para nenhum dos produtos remanescentes.

Na última etapa, linhas 16 a 18, para cada um dos produtos incluídos na campanha são analisados na ordem decrescente em relação aos seus valores de NPP_{ij} os clientes ativos (que ainda possuem ofertas disponíveis para receber) a fim de realizar a atribuição de novas ofertas com o objetivo de esgotar o orçamento remanescente. Se existe orçamento para ser realizada a oferta e a adição dessa oferta não desrespeita a restrição de taxa de retorno, a oferta é efetivada e os valores lucro, custo, orçamento do produto são atualizados juntamente com número de ofertas recebidas pelo cliente em questão. O procedimento termina quando não existem mais ofertas possíveis de serem realizadas para nenhum dos produtos, dentro das restrições do problema, gerando assim a solução inicial.

Buscando a melhoria do procedimento proposto por Nobibon, Leus e Spieksma (2011), foi realizada a implementação do método GRASP, alterando o algoritmo construtivo determinístico para um algoritmo não determinístico, sendo capaz de gerar soluções com um certo grau de aleatoriedade. Desta forma, possibilita-se que o algoritmo de Busca Tabu parta de diferentes pontos dentro espaço de soluções.

O algoritmo construtivo original foi transformado em um guloso aleatorizado. Esta alteração foi feita através de um parâmetro de intervalo determinando um intervalo de clientes, relativo à população total de clientes, no qual serão escolhidas as ofertas. O intervalo definido foi de 10% dos clientes com maior NPP_{ij} . Portanto, no ponto de escolha de ofertas na segunda etapa do algoritmo construtivo de Nobibon, Leus e Spieksma (2011), citada anteriormente, ao invés de ser sempre escolhida a oferta de maior NPP_{ij} , será escolhida, de forma pseudoaleatória, uma das melhores ofertas contidas no intervalo delimitado pelo parâmetro de

intervalo. As alterações aqui discutidas são ilustradas nas linhas 6 a 8 no pseudocódigo a seguir (Algoritmo 2).

Algoritmo 2 – Algoritmo construtivo guloso aleatorizado

Construtivo Guloso Aleatorizado	
1:	lucro_total:=0, custo_total:=0, V <- Lista de clientes, Sol := 0, ofertas_aleatorias := 0, quantidade_ofertas := 0
2:	para cada cliente em V calcular $NPP_{ij} := \frac{P_{ij} + C_{ij}}{C_{ij}}$
3:	ordena os clientes em V em ordem não crescente de NPP_{ij}
4:	para cada produto j \in Sol
5:	ofertas_aleatorias := 0
6:	enquanto quantidade_ofertas < O_j
7:	insere oferta do produto j para o cliente i escolhido aleatoriamente entre 10% clientes em V com os maiores NPP_{ij} em ofertas_aleatorias
8:	quantidade_ofertas := quantidade_ofertas + 1
9:	$C_j :=$ custo das ofertas contidas em ofertas_aleatorias
10:	$P_j :=$ lucro das ofertas contidas em ofertas_aleatorias
11:	$PR_j := P_j - C_j - f_j$
12:	seleciona o produto j^* com o maior PR_j que satisfaça $C_{j^*} \leq B_{j^*}$ e $lucro_total + P_{j^*} \geq (1 + R)(custo_total + C_{j^*} + f_{j^*})$
13:	se existe um produto j^* e $PR_{j^*} > 0$ então
14:	inclui as primeiras O_{j^*} ofertas previamente calculadas em Sol , $y_{j^*} := 1$, $lucro_total := lucro_total + P_{j^*}$, $custo_total := custo_total + C_{j^*} + f_{j^*}$
15:	para cada cliente pertencente as primeiras O_{j^*} entradas na lista ordenada
16:	$x_{ij} := 1$, $M_{ij} := M_{ij} - 1$
17:	se $M_{ij} = 0$, então
18:	remove cliente i de V
19:	volte para 4:
20:	para cada produto j \in Sol
21:	para cada cliente i \in V
22:	se $P_{ij} > C_{ij}$ e a oferta do produto j para o cliente i respeita as restrições de orçamento e taxa de retorno, faça a oferta e ajuste os valores da solução

Além disso, realizou-se uma segunda alteração no código para considerar a relação de canibalismo entre os produtos. Considerando-se a existência desta relação (item 5.3.1) evita-se inserir ambos produtos canibais durante a construção da solução. Quando um produto é selecionado para ser inserido na campanha durante a segunda etapa do algoritmo construtivo, seu produto canibal não é considerado para as tentativas de inserção de produtos posteriores. O pseudocódigo a seguir (Algoritmo 3) ilustra esta alteração, especificada na linha 4.

Algoritmo 3 – Algoritmo guloso aleatorizado considerando-se canibalismo

Construtivo Guloso Aleatorizado com Canibalismo	
1:	lucro_total :=0, custo_total :=0, V <- Lista de clients, Sol := 0, ofertas_aleatorias := 0, quantidade_ofertas := 0
2:	para cada cliente em V calcular $NPP_{ij} := \frac{P_{ij} + C_{ij}}{C_{ij}}$
3:	ordena os clientes em V em ordem não crescente de NPP_{ij}
4:	para cada produto j ∈ Sol e que não é canibal aos produtos já adicionados a Sol
5:	ofertas_aleatorias := 0
6:	enquanto quantidade_ofertas < O_j
7:	insere oferta do produto j para o cliente i escolhido aleatoriamente entre 10% clientes em V com os maiores NPP_{ij} em ofertas_aleatorias
8:	quantidade_ofertas := quantidade_ofertas + 1
9:	C_j := custo das ofertas contidas em ofertas_aleatorias
10:	P_j := lucro das ofertas contidas em ofertas_aleatorias
11:	$PR_j := P_j - C_j - f_j$
12:	seleciona o produto j* com o maior PR_j que satisfaça $C_{j*} \leq B_{j*}$ e $lucro_total + P_{j*} \geq (1 + R)(custo_total + C_{j*} + f_{j*})$
13:	se existe um produto j* e $PR_{j*} > 0$ então
14:	inclui as primeiras O_{j*} ofertas previamente calculadas em Sol , $y_{j*} := 1$, lucro_total := lucro_total + P_{j*} , custo_total := custo_total + $C_{j*} + f_{j*}$
15:	para cada cliente pertencente as primeiras O_{j*} entradas na lista ordenada
16:	$x_{ij} := 1$, $M_{ij} := M_{ij} - 1$
17:	se $M_{ij} = 0$, então
18:	remove cliente i de V
19:	volte para 4:
20:	para cada produto j ∈ Sol
21:	para cada cliente i ∈ V
22:	se $P_{ij} > C_{ij}$ e a oferta do produto j para o cliente i respeita as restrições de orçamento e taxa de retorno, faça a oferta e ajuste os valores da solução

6.1 BUSCA TABU

Após ser construída uma solução inicial passa-se a utilizar a meta-heurística Busca Tabu, a qual possui uma memória adaptativa para o refinamento da solução. A Busca Tabu realiza melhoras na solução, partindo de uma solução inicial, através de uma busca local que realiza a exploração no espaço de soluções através do conceito de vizinhança. Uma solução é considerada vizinha de uma solução sendo examinada, se a mesma pode ser retornada ao estado da solução examinada em um movimento. Movimentos tratam-se de um conjunto de passos

pré-determinados para alterar uma solução, transformando-a em uma nova solução. Portanto, partindo-se de uma solução S , qualquer solução S' obtida através da aplicação de um movimento na solução S é, por definição, vizinha de S . A vizinhança adotada será descrita na subseção 6.1.1.

Além disso, meta-heurística Busca Tabu utiliza-se de memória para evitar o retorno da busca local para as soluções anteriormente obtidas. Este bloqueio para soluções anteriores não só tem como objetivo principal permitir que a busca local aceite pioras na solução em uma tentativa de não ficar presa em mínimos locais, como também a memória (conhecida como lista tabu) impede o retorno a soluções já visitadas. Dessa forma, ela bloqueia o caminho de retorno após uma piora de solução, estimulando a busca a “escalar” as encostas do vale do mínimo local.

A determinação de uma solução como tabu normalmente tem uma duração pré-determinada (medida em iterações) conhecida como tempo tabu. Nobibon, Leus e Spieksma (2011) definiram um tempo tabu de 20 iterações e este parâmetro foi mantido na implementação deste trabalho. Além disso, como as instâncias do problema possuíam grande número de clientes (chegando até 10 mil clientes), a verificação da solução completa em relação à lista tabu seria computacionalmente ineficiente. Sendo assim, é realizado o bloqueio tabu na combinação de clientes e produtos envolvidos no movimento, mantendo-se o isolamento entre listas tabu em relação a cada uma das vizinhanças.

Em síntese, o fluxo de execução da Busca Tabu começa pela exploração de todas as soluções não tabu de cada uma das vizinhanças declaradas, resultando na escolha de uma solução candidata a melhor solução para cada uma das vizinhanças. Então, a melhor entre as melhores soluções de cada uma das vizinhanças é escolhida como nova solução atual, a lista tabu da vizinhança escolhida é atualizada com os clientes e produtos envolvidos no movimento, e o processo de exploração das vizinhanças é reiniciado com a nova solução atual.

Existem duas exceções em relação a este fluxo de execução que ocorrem quando é encontrada uma solução melhor que a melhor solução encontrada pela busca até o momento. Caso o movimento gerador desta solução não esteja na lista tabu, adota-se esta solução como nova solução atual sem explorar as vizinhanças remanescentes e reinicia-se o processo de exploração de vizinhanças do início. Caso o movimento gerador da solução estiver contido na lista tabu, marca-se esta solução como candidata válida (este procedimento é conhecido como critério de aspiração) e retoma-se a exploração das vizinhanças. O processo de exploração das vizinhanças se repetirá até que ocorram 50 iterações sem melhora em relação a melhor solução

encontrada até o momento ou após uma hora de execução, quando a Busca Tabu será interrompida e a melhor solução encontrada até o momento é definida como resultado. O *framework* geral da Busca Tabu utilizada neste algoritmo (4) é ilustrado no pseudocódigo que segue.

Algoritmo 4 – Algoritmo da Busca Tabu

Busca Tabu	
1:	Sol_atual := Sol_incumbente
2:	enquanto iterações < 50 e tempo < 1 hora
3:	vizinhança_1(Sol_atual) => Sol_vizinhança1
4:	se Sol_vizinhança_1 > Sol_incumbente então
5:	Sol_atual := Sol_vizinhança_1,
	Sol_incumbente := Sol_vizinhança_1
6:	senão
7:	vizinhança_2(Sol_atual) => Sol_vizinhança2
8:	se Sol_vizinhança_2 > Sol_incumbente então
9:	Sol_atual := Sol_vizinhança_2,
	Sol_incumbente := Sol_vizinhança_2
10:	senão
11:	vizinhança_3(Sol_atual) => Sol_vizinhança3
12:	se Sol_vizinhança_3 > Sol_incumbente então
13:	Sol_atual := Sol_vizinhança_3,
	Sol_incumbente := Sol_vizinhança_3
14:	senão
15:	vizinhança_4(Sol_atual) => Sol_vizinhança4
16:	se Sol_vizinhança_3 > Sol_incumbente então
17:	Sol_atual := Sol_vizinhança_4,
	Sol_incumbente := Sol_vizinhança_4
18:	senão
19:	Sol_atual = melhor solução entre as vizinhanças
20:	se foram realizadas 5 iterações sem melhora na solução incumbente
21:	diversificação(Sol_atual)

6.1.1 Estrutura de vizinhança

Nobibon, Leus e Spieksma (2011) utilizaram três vizinhanças para a implementação da Busca Tabu, descritas a seguir juntamente com uma quarta vizinhança incluída durante a implementação deste trabalho.

- Primeira vizinhança: O movimento para esta vizinhança é a troca de uma oferta de um produto entre dois clientes. Ou seja, considerando-se dois clientes i_1 e i_2 . Escolhe-se um produto (j_1) que esteja sendo ofertado para um dos clientes (i_1) e não esteja sendo ofertado para o segundo cliente (i_2) e permuta-se a oferta. A configuração resultante neste exemplo será o cliente i_2 , que previamente não recebia

oferta de j_1 , passa a receber oferta do produto j_1 e o cliente i_1 , que previamente recebia oferta do produto j_1 , passa a não receber esta oferta. Este exemplo é ilustrado na Figura 11.

Figura 11 – Exemplo da primeira vizinhança

	i_1	i_2
j_1	1	0
j_2	0	1

Troca →

	i_1	i_2
j_1	0	1
j_2	0	1

- Segunda vizinhança: Neste movimento, escolhem-se dois clientes e dois produtos, sendo que nenhum dos dois clientes recebe a oferta do mesmo produto, dentre os dois produtos escolhidos, e permuta-se as ofertas de ambos produtos entre os dois clientes. Como um exemplo, considerando-se dois clientes i_1 e i_2 e, considerando dois produtos j_1 e j_2 . Em um cenário onde o produto j_1 é ofertado para i_1 e não para i_2 e que o produto j_2 é ofertado para o cliente i_2 e não para o i_1 . Realiza-se a permutação das ofertas, chegando a um estado onde o cliente i_1 recebe a oferta do produto j_2 , deixando de receber a oferta do produto j_1 , e o cliente i_2 passa a receber a oferta do produto j_1 , deixando de receber a oferta do produto j_2 . Este movimento é ilustrado na Figura 12.

Figura 12 – Exemplo da segunda vizinhança

	i_1	i_2
j_1	1	0
j_2	0	1

Troca →

	i_1	i_2
j_1	0	1
j_2	1	0

- Terceira Vizinhança: Neste movimento, escolhem-se dois clientes e permutam-se as ofertas de todos os produtos que estejam sendo ofertado para um dos clientes e não estejam sendo ofertados para o outro cliente. Neste movimento, devem-se considerar restrições de orçamento e número máximo de ofertas por cliente para cada uma das permutações isoladamente, caso uma das permutações inflija uma das

restrições, esta permutação, isoladamente, não é realizada. Como um exemplo, considerando dois clientes i_1 e i_2 , verifica-se toda lista de produtos, caso um cliente receba a oferta de um produto j e outro cliente não recebe esta oferta, e caso a troca da oferta do produto j entre os dois clientes respeite as restrições do problema, é realizada a permutação das ofertas para este produto e continua-se verificando os outros produtos remanescentes. Este exemplo é ilustrado na Figura 13.

Figura 13 – Exemplo da terceira vizinhança

	i_1	i_2
j_1	1	0
j_2	1	1
j_3	1	1
j_4	1	0

Troca →

	i_1	i_2
j_1	0	1
j_2	1	1
j_3	1	1
j_4	0	1

- **Quarta Vizinhança:** A quarta vizinhança foi criada com o objetivo da utilização de um movimento capaz de mudar a cardinalidade da solução, pois, com exceção da terceira vizinhança, o algoritmo também só é capaz de percorrer soluções com o mesmo número de ofertas por produto. O problema encontrado com o movimento da terceira vizinhança é o fato de ser um movimento muito abrangente (realizando uma grande quantidade de modificações de uma única vez). Devido ao fato do movimento da terceira vizinhança não discriminar permutações boas ou ruins torna-o inconsistente, raramente gerando boas soluções candidatas. Com o intuito de gerar trocas de número de ofertas por produto mais consistentes, criou-se um movimento em menor escala capaz de realizar a troca de uma oferta de um produto para outro.

Figura 14 – Exemplo da quarta vizinhança

	i_1	i_2
j_1	1	-
j_2	-	0

Troca →

	i_1	i_2
j_1	0	-
j_2	-	1

O movimento que define a quarta vizinhança, Figura 14, consiste na permutação de um produto para outro. Considerando-se dois clientes (i_1 e i_2) e dois produtos (j_1 e j_2), procura-se uma situação onde um dos produtos esteja sendo ofertado para um dos clientes e o outro produto não esteja sendo ofertado para o segundo cliente. Ou seja, procura-se uma situação onde o produto j_1 esteja sendo ofertado para i_1 e o produto j_2 não esteja sendo ofertado para i_2 . Após a permutação, chega-se a um estado onde o cliente i_1 deixa de receber a oferta do produto j_1 e o cliente i_2 passa a receber a oferta do produto j_2 .

6.1.2 Diversificação

Após cinco iterações sem melhora durante a Busca Tabu, o algoritmo iniciará um procedimento de diversificação na solução atual. Este procedimento tem como objetivo principal variar a combinação de produtos ofertados, pois, durante o processo de melhoramento da solução pela Busca Tabu, a lista de produtos ofertados não é alterada.

O processo de diversificação consiste na remoção da oferta de um dos produtos selecionados na solução atual e a inserção da oferta de um dos produtos que não foram selecionados. Isto é feito tentando-se remover (em ordem de índice do produto) um dos produtos que foram ofertados da solução, removendo-se sua oferta de todos os clientes. Após a remoção do produto, tenta-se inserir (também em ordem de índice) um dos produtos que ainda não foram ofertados, construindo-se sua base de ofertas (clientes que receberão a oferta do produto inserido) através da mesma lógica de inserção do algoritmo construtivo. Caso a inserção do produto gere uma solução que não respeite as restrições do problema, ela será desconsiderada e a inserção do próximo produto será testada. Se, após o teste da troca de cada um dos produtos ofertados por cada um dos produtos não ofertados, não for gerada uma solução factível, a solução será restaurada ao seu estado original. O processo de diversificação da solução é ilustrado no pseudocódigo a seguir (Algoritmo 5).

Algoritmo 5 – Algoritmo da diversificação

Diversificação	
1:	para cada produto $j \in \text{Sol_atual}$
2:	para cada produto $j^* \notin \text{Sol_atual}$
3:	remove ofertas de j presentes em Sol_atual e ajusta valores da solução
4:	para cada cliente $i \in V$
5:	se $P_{ij} > C_{ij}$ e a oferta do produto j^* para o cliente i respeita as
	restrições de orçamento e taxa de retorno, faça a oferta e ajuste
	os valores da solução
6:	se as ofertas para o produto j^* gerarem uma solução válida
7:	termina o processo de diversificação
8:	senão retorna a Sol_atual a sua condição original

Como o processo de diversificação altera a composição da solução, novamente deve-se considerar a presença da relação de canibalismo entre o produto a ser inserido e os produtos que continuarão a fazer parte da campanha. Portanto, o produto selecionado para substituir um dos produtos pertencentes a solução atual da campanha não poderá ser um produto com relação de canibalismo com os produtos que não serão removidos da solução. Esta alteração é demonstrada no pseudocódigo a seguir (Algoritmo 6)

Algoritmo 6 - Algoritmo de diversificação considerando o canibalismo

Diversificação com Canibalismo	
1:	para cada produto $j \in \text{Sol_atual}$
2:	para cada produto $j^* \notin \text{Sol_atual}$ sendo que j^* não é canibal aos produtos
	remanescentes em Sol_atual
3:	remove ofertas de j presentes em Sol_atual e ajusta valores da solução
4:	para cada cliente $i \in V$
5:	se $P_{ij} > C_{ij}$ e a oferta do produto j^* para o cliente i respeita as
	restrições de orçamento e taxa de retorno, faça a oferta e ajuste
	os valores da solução
6:	se as ofertas para o produto j^* gerarem uma solução válida
7:	termina o processo de diversificação
8:	senão retorna a Sol_atual a sua condição original

6.1.3 GRASP em conjunto com Busca Tabu

O conceito central do GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*) refere-se à adição de aleatoriedade na geração da solução inicial de algoritmos de busca local, como a Busca Tabu. Através de múltiplas execuções de uma busca local, partindo-se de soluções diferentes, é possível cobrir-se uma região maior do espaço de busca possibilitando que a busca local evite certos mínimos locais e explore direções distintas do espaço de busca.

Com alteração realizada no algoritmo construtivo, adicionando um grau de aleatoriedade em suas soluções geradas, é possível reiniciar-se a Busca Tabu em diferentes pontos do espaço de busca. Para este trabalho, definiu-se que serão realizados cinco reinícios aleatórios para a Busca Tabu, e assim, após cada execução da Busca Tabu, seu resultado é guardado e uma nova solução inicial é gerada pelo algoritmo construtivo e é iniciada uma nova execução da Busca Tabu. Após cinco execuções, o melhor entre os cinco resultados gerados pela Busca Tabu será assumido como solução final. O pseudocódigo a seguir ilustra o funcionamento do algoritmo GRASP.

Algoritmo 7 - Algoritmo do GRASP

GRASP	
1:	Sol := 0, Melhor_Sol := 0, Sol_Resultante
2:	enquanto iterações < 5
3: 	construtivo_guloso_aleatorizado() => Sol
4: 	busca_tabu(Sol) => Sol_Resultante
5: 	se Sol_Resultante for melhor que Melhor_Sol
6: 	Melhor_Sol = Sol_Resultante

No próximo capítulo são testados, em três etapas, os desempenhos dos algoritmos desenvolvidos em várias instâncias de campanha de promoção. A primeira etapa constitui na reprodução do algoritmo de Busca Tabu, na segunda etapa a aplicação do algoritmo de Busca Tabu em conjunto com GRASP e na terceira o algoritmo de Busca Tabu em conjunto com GRASP com a inclusão de canibalismo entre produtos.

7 EXPERIMENTOS COMPUTACIONAIS

Neste capítulo são descritos os resultados dos experimentos computacionais utilizados para avaliar os algoritmos propostos. Para realização dos testes, foram utilizadas as instâncias disponibilizadas por Nobibon, Leus e Spieksma (2011) (descritas no item 5.4). Também foram introduzidas linhas adicionais nos arquivos de dados relativas aos pares de produtos canibais. Já os algoritmos foram desenvolvidos na linguagem de programação C++ utilizando Visual Studio Community e testados em um computador pessoal Asus S400C Intel Core i5-3317U, 1.7 GHz, 4GB RAM e sistema operacional Windows 10 Home. Com os testes realizados em um computador de configuração básica, garante-se que o algoritmo proposto pode ser usado de forma eficiente em computadores normais em ambientes organizacionais.

7.1 RESULTADOS OBTIDOS

Os testes realizados foram efetuados em três etapas, totalizando 324 execuções em cada etapa, sendo uma execução para cada instância. A primeira fase dos testes, consistiu na reprodução do algoritmo proposto por Nobibon, Leus e Spieksma (2011). Apesar da reprodução ter sido exatamente à implementação descrita na literatura e testada no mesmo conjunto de instâncias, os resultados não foram os mesmos. Justifica-se tais resultados devido ao fato de o algoritmo ter sido desenvolvido de acordo com a descrição provida pelos referidos autores, não sendo uma cópia exata do código dos mesmos. Os códigos foram solicitados, mas, no entanto, os autores não os disponibilizaram.

Na segunda etapa, compreendeu a implementação do algoritmo construtivo guloso proposto pelos autores com a alteração para um guloso aleatorizado, com a utilização da meta-heurística Busca Tabu com acréscimo do procedimento GRASP. Uma execução do GRASP compreendeu cinco reinícios aleatórios na Busca Tabu, sendo as soluções geradas pelo guloso aleatorizado. A Busca Tabu teve como critério de parada 50 iterações sem melhoras ou uma hora de execução.

E por fim, a terceira etapa consistiu na implementação do algoritmo com inclusão do canibalismo entre produtos. Tanto na construção da solução inicial quanto na diversificação, quando um produto é ofertado na campanha, seu produto canibal não é considerado para as tentativas de oferta de produtos posteriores.

A fim de avaliar o desempenho dos algoritmos desenvolvidos, adotou-se como medida a qualidade da solução (GAP) expressa em valor percentual de acordo com a equação abaixo (14) onde Z_{UB} é o valor ótimo para as instâncias S1 e S2 ou um valor de limite superior para S3, M1, M2 e L, disponibilizado por Nobibon, Leus e Spieksma, e ainda Z_{AP} é o valor da função objetivo obtido pelos algoritmos implementados.

$$GAP = \frac{Z_{UB} - Z_{AP}}{Z_{UB}} \times 100 \quad (14)$$

Os resultados de função objetivo obtidos nas três implementações, reprodução Tabu, Tabu/GRASP e inserção do canibalismo entre produtos, são apresentados na Tabela 4 juntamente com as soluções denominadas EJOR disponibilizadas pelos referidos autores. Os resultados estão divididos de acordo com os grupos de instâncias S1, S2, S3, M1, M2 e L, separados por número de produtos (5, 10 ou 15).

Tabela 4 – Comparação das heurísticas

S1							
n 5							
Instância	Ejor	Tabu	GAP %	Tabu GRASP	GAP %	Canibal	GAP %
S1-5-5-1-s	739	702	5.01	724	2.03	674	8.80
S1-5-5-1-l	882	880	0.23	879	0.34	715	18.93
S1-5-5-2-s	667	648	2.85	664	0.45	572	14.24
S1-5-5-2-l	878	875	0.34	876	0.23	821	6.49
S1-5-5-3-s	703	695	1.14	696	1.00	636	9.53
S1-5-5-3-l	796	781	1.88	789	0.88	729	8.42
S1-10-5-1-s	711	693	2.53	702	1.27	640	9.99
S1-10-5-1-l	648	564	12.96	562	13.27	562	13.27
S1-10-5-2-s	775	742	4.26	740	4.52	639	17.55
S1-10-5-2-l	1039	1035	0.39	1036	0.29	989	4.81
S1-10-5-3-s	786	779	0.89	782	0.51	671	14.63
S1-10-5-3-l	775	602	22.32	602	22.32	601	22.45
S1-15-5-1-s	771	767	0.52	767	0.52	690	10.51
S1-15-5-1-l	983	949	3.46	946	3.76	939	4.48
S1-15-5-2-s	747	711	4.82	729	2.41	653	12.58
S1-15-5-2-l	918	732	20.26	911	0.76	757	17.54
S1-15-5-3-s	787	731	7.12	770	2.16	670	14.87
S1-15-5-3-l	1075	902	16.09	902	16.09	902	16.09

Médias	815	766	5.95	782	4.04	714	12.51
n 10							
Instância	Ejor	Tabu	GAP %	Tabu GRASP	GAP %	Canibal	GAP %
S1-5-10-1-s	1232	1162	5.68	1156	6.17	1105	10.31
S1-5-10-1-l	2167	2002	7.61	2031	6.28	1919	11.44
S1-5-10-2-s	1391	1313	5.61	1313	5.61	1195	14.09
S1-5-10-2-l	1706	1563	8.38	1696	0.59	1593	6.62
S1-5-10-3-s	1121	1062	5.26	1094	2.41	991	11.60
S1-5-10-3-l	1661	1349	18.78	1352	18.60	1350	18.72
S1-10-10-1-s	1135	1085	4.41	1111	2.11	1043	8.11
S1-10-10-1-l	2150	1686	21.58	2029	5.63	1982	7.81
S1-10-10-2-s	1369	1297	5.26	1272	7.09	1208	11.76
S1-10-10-2-l	2322	1866	19.64	2310	0.52	2108	9.22
S1-10-10-3-s	1334	1304	2.25	1307	2.02	1087	18.52
S1-10-10-3-l	1954	1677	14.18	1687	13.66	1653	15.40
S1-15-10-1-s	1326	1259	5.05	1296	2.26	1174	11.46
S1-15-10-1-l	1922	1840	4.27	1853	3.59	1657	13.79
S1-15-10-2-s	1352	1268	6.21	1308	3.25	1232	8.88
S1-15-10-2-l	2244	2121	5.48	2233	0.49	1909	14.93
S1-15-10-3-s	1149	1112	3.22	1129	1.74	993	13.58
S1-15-10-3-l	2041	1745	14.50	1944	4.75	1845	9.60
Médias	1643	1484	8.74	1562	4.82	1447	11.99
n 15							
Instância	Ejor	Tabu	GAP %	Tabu GRASP	GAP %	Canibal	GAP %
S1-5-15-1-s	1787	1645	7.95	1696	5.09	1618	9.46
S1-5-15-1-l	2789	2624	5.92	2739	1.79	2550	8.57
S1-5-15-2-s	1861	1704	8.44	1723	7.42	1579	15.15
S1-5-15-2-l	2580	2327	9.81	2327	9.81	2357	8.64
S1-5-15-3-s	1824	1577	13.54	1675	8.17	1531	16.06
S1-5-15-3-l	2563	2455	4.21	2467	3.75	2385	6.95
S1-10-15-1-s	1825	1679	8.00	1767	3.18	1666	8.71
S1-10-15-1-l	3374	3163	6.25	3163	6.25	3005	10.94
S1-10-15-2-s	1776	1645	7.38	1633	8.05	1561	12.11
S1-10-15-2-l	3394	3334	1.77	3335	1.74	2914	14.14
S1-10-15-3-s	1587	1532	3.47	1530	3.59	1361	14.24
S1-10-15-3-l	2829	2417	14.56	2552	9.79	2406	14.95
S1-15-15-1-s	1786	1624	9.07	1699	4.87	1569	12.15
S1-15-15-1-l	3428	3259	4.93	3263	4.81	3091	9.83
S1-15-15-2-s	1976	1875	5.11	1904	3.64	1720	12.96

S1-15-15-2-l	3491	3349	4.07	3446	1.29	3104	11.09
S1-15-15-3-s	1763	1644	6.75	1688	4.25	1447	17.92
S1-15-15-3-l	3192	2866	10.21	2873	9.99	2653	16.89
Médias	2435	2262	7.30	2304	5.42	2140	12.26

S2

n 5

Instância	Ejor	Tabu	GAP %	Tabu GRASP	GAP %	Canibal	GAP %
S2-5-5-1-s	1428	1408	1.40	1413	1.05	1272	10.92
S2-5-5-1-l	1434	1285	10.39	1412	1.53	1317	8.16
S2-5-5-2-s	1413	1395	1.27	1408	0.35	1203	14.86
S2-5-5-2-l	1983	1981	0.10	19.81	2.57	1963	1.01
S2-5-5-3-s	1439	1402	2.57	1402	2.57	1191	17.23
S2-5-5-3-l	1536	1259	18.03	1259	18.03	1259	18.03
S2-10-5-1-s	1378	1373	0.36	1373	0.36	1170	15.09
S2-10-5-1-l	1927	1914	0.67	1916	0.57	1885	2.18
S2-10-5-2-s	1461	1438	1.57	1450	0.75	1292	11.57
S2-10-5-2-l	2421	2419	0.08	2421	0	2365	2.31
S2-10-5-3-s	1317	1303	1.06	1310	0.53	1168	11.31
S2-10-5-3-l	954	954	0	954	0	954	0
S2-15-5-1-s	1543	1394	9.66	1454	5.77	1308	15.23
S2-15-5-1-l	2219	2203	0.72	2211	0.36	2212	0.32
S2-15-5-2-s	1459	1424	2.40	1459	0	1274	12.68
S2-15-5-2-l	1945	1588	18.35	1940	0.26	1588	18.35
S2-15-5-3-s	1529	1486	2.81	1496	2.16	1422	7.00
S2-15-5-3-l	1920	1532	20.21	1583	17.55	1581	17.66
Médias	1628	1542	5.09	1580	3.02	1468	10.22

n 10

Instância	Ejor	Tabu	GAP %	Tabu GRASP	GAP %	Canibal	GAP %
S2-5-10-1-s	2398	2056	14.26	2287	4.63	2005	16.39
S2-5-10-1-l	3528	2763	21.68	3348	5.10	2983	15.45
S2-5-10-2-s	2430	2303	5.23	2350	3.29	2122	12.67
S2-5-10-2-l	3827	3500	8.24	3680	3.84	3560	6.98
S2-5-10-3-s	2263	2040	9.85	2149	5.04	1988	12.15
S2-5-10-3-l	4201	4021	4.28	4021	4.28	3445	18.00
S2-10-10-1-s	2595	2373	8.55	2510	3.28	2288	11.83
S2-10-10-1-l	4472	3786	15.34	4342	2.91	3969	11.25
S2-10-10-2-s	2423	2332	3.76	2303	4.95	2122	12.42
S2-10-10-2-l	3710	3538	4.64	3538	4.64	3328	10.30
S2-10-10-3-s	2552	2473	3.10	2477	2.94	2285	10.46

S2-10-10-3-l	4004	3755	6.22	3861	3.57	3298	17.63
S2-15-10-1-s	2562	2117	17.37	2377	7.22	2272	11.32
S2-15-10-1-l	4262	3524	17.32	3917	8.09	3786	11.17
S2-15-10-2-s	2556	2478	3.05	2476	3.13	2181	14.67
S2-15-10-2-l	4606	4300	6.64	4597	0.20	4157	9.75
S2-15-10-3-s	2522	2380	5.63	2430	3.65	2187	13.28
S2-15-10-3-l	3934	3721	5.41	3797	3.48	3637	7.55
Médias	3269	2970	8.92	3137	4.12	2867	12.40

n 15

Instância	Ejor	Tabu	GAP %	Tabu GRASP	GAP %	Canibal	GAP %
S2-5-15-1-s	3415	3163	7.38	3221	5.68	3017	11.65
S2-5-15-1-l	5153	4963	3.69	4990	3.16	4638	9.99
S2-5-15-2-s	3412	3151	7.65	3254	4.63	2855	16.32
S2-5-15-2-l	5154	4896	5.01	4896	5.01	4665	9.49
S2-5-15-3-s	3068	2895	5.64	2942	4.11	2669	13.01
S2-5-15-3-l	4432	4050	8.62	4053	8.55	4020	9.30
S2-10-15-1-s	3435	3125	9.02	3173	7.63	2938	14.47
S2-10-15-1-l	6145	5647	8.10	6028	1.90	5248	14.60
S2-10-15-2-s	3661	3397	7.21	3397	7.21	3141	14.20
S2-10-15-2-l	5526	5264	4.74	5292	4.23	4897	11.38
S2-10-15-3-s	3364	3118	7.31	3212	4.52	2558	23.96
S2-10-15-3-l	6316	5367	15.03	5375	14.9	4711	25.41
S2-15-15-1-s	3652	3536	3.18	3553	2.71	3315	9.23
S2-15-15-1-l	6829	6078	11.00	6502	4.79	5754	15.74
S2-15-15-2-s	3408	3060	10.21	3085	9.48	2917	14.41
S2-15-15-2-l	6313	5976	5.31	5978	5.31	5799	8.14
S2-15-15-3-s	3597	3439	4.39	3561	1.00	3327	7.51
S2-15-15-3-l	5096	5071	0.49	5084	0.24	4122	19.11
Médias	4554	4233	6.89	4311	5.28	3922	13.77

S3

n 5

Instância	Ejor	Tabu	GAP %	Tabu GRASP	GAP %	Canibal	GAP %
S3-5-5-1-s	2068	2062	0.29	2062	0.29	1779	13.97
S3-5-5-1-l	3014	2861	5.08	2879	4.48	2705	10.25
S3-5-5-2-s	2131	2051	3.75	2057	3.47	1626	23.70
S3-5-5-2-l	3107	3103	0.13	3105	0.96	2912	6.28
S3-5-5-3-s	2320	2306	0.60	2306	0.60	1989	14.27
S3-5-5-3-l	2849	2261	20.64	2658	6.70	2466	13.44
S3-10-5-1-s	2104	1624	22.81	2040	3.04	1935	8.03

S3-10-5-1-l	2589	2464	0.97	2564	0.97	2367	8.57
S3-10-5-2-s	2300	2270	1.30	2295	0.22	2043	11.17
S3-10-5-2-l	3379	3377	0.06	3375	0.12	3292	2.57
S3-10-5-3-s	1669	1631	2.28	1647	1.32	1591	4.67
S3-10-5-3-l	1729	1728	0.06	1728	0.06	1726	0.17
S3-15-5-1-s	2189	2186	0.14	2187	0.09	1891	13.61
S3-15-5-1-l	3125	3006	3.81	3112	0.42	3004	3.87
S3-15-5-2-s	2177	2171	0.28	2172	0.23	1888	13.28
S3-15-5-2-l	3012	3002	0.33	3002	0.33	2745	8.86
S3-15-5-3-s	2268	2211	2.51	2211	2.51	2136	5.82
S3-15-5-3-l	1748	811	53.60	811	53.60	811	53.60
Médias	2432	2285	6.59	2345	4.36	2161	12.01

n 10

Instância	Ejor	Tabu	GAP %	Tabu GRASP	GAP %	Canibal	GAP %
S3-5-10-1-s	3623	3175	12.37	3481	3.92	3075	15.13
S3-5-10-1-l	5732	5031	12.23	5365	6.40	5128	10.54
S3-5-10-2-s	3742	3420	8.61	3473	7.19	3206	14.32
S3-5-10-2-l	7298	7230	0.93	7230	0.93	6677	8.51
S3-5-10-3-s	3704	3415	7.80	3494	5.67	3294	11.07
S3-5-10-3-l	4524	4176	7.69	4176	7.69	4131	8.69
S3-10-10-1-s	3431	3226	5.97	3192	6.97	2887	15.86
S3-10-10-1-l	6336	5674	10.45	5841	7.81	5658	10.70
S3-10-10-2-s	3950	3793	3.97	3794	3.95	3317	16.03
S3-10-10-2-l	6906	6674	3.36	6683	3.23	5713	17.27
S3-10-10-3-s	3602	3280	8.94	3552	1.39	3217	10.69
S3-10-10-3-l	5307	4247	19.97	4548	14.30	4244	20.03
S3-15-10-1-s	3803	3473	8.68	3499	7.99	3154	17.07
S3-15-10-1-l	5114	4599	10.07	4599	10.07	4510	11.81
S3-15-10-2-s	3906	3799	2.74	3799	2.74	3347	14.31
S3-15-10-2-l	5794	5770	0.41	5770	0.41	5330	8.01
S3-15-10-3-s	4029	3949	1.99	3942	2.16	3593	10.82
S3-15-10-3-l	3861	2849	26.21	2854	26.08	2852	26.13
Médias	4703	4321	8.47	4415	6.44	4074	13.72

n 15

Instância	Ejor	Tabu	GAP %	Tabu GRASP	GAP %	Canibal	GAP %
S3-5-15-1-s	5456	5155	5.52	5344	2.05	4873	10.69
S3-5-15-1-l	7710	7427	3.67	7459	3.26	6388	17.15
S3-5-15-2-s	5300	4949	6.62	5030	5.09	4581	13.57
S3-5-15-2-l	9486	8621	9.12	9194	3.08	8253	13.00

S3-5-15-3-s	5415	5110	5.63	5119	5.47	4214	22.18
S3-5-15-3-l	6365	5478	13.94	5535	13.04	5322	16.39
S3-10-15-1-s	5226	4846	7.27	5077	2.85	4585	12.27
S3-10-15-1-l	9512	8877	6.68	8940	6.01	7923	16.71
S3-10-15-2-s	5351	5055	5.53	5009	6.39	4681	12.52
S3-10-15-2-l	10699	10421	2.60	10416	2.65	9756	8.81
S3-10-15-3-s	5389	5164	4.18	5278	2.06	4725	12.32
S3-10-15-3-l	6463	5355	17.14	5357	17.11	4249	34.26
S3-15-15-1-s	5387	5233	2.86	5294	1.73	4749	11.84
S3-15-15-1-l	9464	8648	8.62	8676	8.33	8449	10.72
S3-15-15-2-s	5373	5043	6.14	5124	4.63	4589	14.59
S3-15-15-2-l	11325	10538	6.95	11059	2.35	10115	10.68
S3-15-15-3-s	5171	4943	4.41	5123	0.93	4651	10.06
S3-15-15-3-l	7237	6393	11.66	6393	11.66	6227	13.96
Médias	7018	6514	7.14	6635	5.48	6018	14.54

M1

n 5

Instância	Ejor	Tabu	GAP %	Tabu GRASP	GAP %	Canibal	GAP %
M1-5-5-1-s	7322	7254	0.93	7278	0.60	6613	9.68
M1-5-5-1-l	10937	10136	7.32	10502	3.98	10039	8.21
M1-5-5-2-s	7597	7072	6.91	7295	3.98	6577	13.43
M1-5-5-2-l	10309	10274	0.34	10293	0.16	9873	4.23
M1-5-5-3-s	7619	6982	8.36	7056	7.39	6686	12.25
M1-5-5-3-l	6861	5812	15.29	5812	15.29	5812	15.29
M1-10-5-1-s	7196	7110	1.20	7130	0.92	6326	12.09
M1-10-5-1-l	10425	8559	17.9	9062	13.07	8517	18.30
M1-10-5-2-s	7394	7320	1.00	7328	0.89	6443	12.86
M1-10-5-2-l	10092	10048	0.44	10058	0.34	7377	26.90
M1-10-5-3-s	6488	6280	3.21	6280	3.21	6008	7.40
M1-10-5-3-l	4788	4788	0	4788	0	4788	0
M1-15-5-1-s	6493	6003	7.55	6108	5.93	5704	12.15
M1-15-5-1-l	11481	11403	0.68	11436	0.39	11024	3.98
M1-15-5-2-s	7286	7270	0.22	7270	0.22	6406	12.08
M1-15-5-2-l	12129	11811	2.62	11811	2.62	11351	6.41
M1-15-5-3-s	6323	6107	3.42	6181	2.25	5957	5.79
M1-15-5-3-l	10266	9595	6.54	9595	6.54	8016	21.92
Médias	8389	7990	4.66	8071	3.76	7418	11.28

n 10

Instância	Ejor	Tabu	GAP %	Tabu GRASP	GAP %	Canibal	GAP %
-----------	------	------	-------	------------	-------	---------	-------

M1-5-10-1-s	12066	11721	2.86	11686	3.15	10266	14.92
M1-5-10-1-l	14587	14190	2.72	14190	2.72	13329	8.62
M1-5-10-2-s	12089	11597	4.07	11597	4.07	10050	16.87
M1-5-10-2-l	21364	20488	4.10	21119	1.15	18744	12.26
M1-5-10-3-s	12105	11722	3.16	11890	1.78	10858	10.30
M1-5-10-3-l	16422	14158	13.79	14225	13.38	14006	14.71
M1-10-10-1-s	12766	11904	6.75	12092	5.28	10976	14.02
M1-10-10-1-l	23385	21179	9.43	21200	9.34	18919	19.10
M1-10-10-2-s	13214	12376	6.34	12380	6.31	10952	17.12
M1-10-10-2-l	19413	19214	1.03	19231	0.94	16132	16.90
M1-10-10-3-s	12121	11831	2.39	11935	1.53	10702	11.71
M1-10-10-3-l	22438	16940	24.50	17698	21.12	17293	22.93
M1-15-10-1-s	12041	11004	8.61	11075	8.02	10011	16.86
M1-15-10-1-l	19689	16825	14.55	19063	3.18	17726	9.97
M1-15-10-2-s	13137	12512	4.76	12548	4.48	11236	14.47
M1-15-10-2-l	19251	17535	8.91	18840	2.14	16165	16.03
M1-15-10-3-s	13041	12369	5.15	12385	5.03	11215	14.00
M1-15-10-3-l	15789	15662	0.80	15667	0.77	15721	0.43
Médias	15829	14624	6.88	14935	5.24	13572	13.96

n 15

Instância	Ejor	Tabu	GAP %	Tabu GRASP	GAP %	Canibal	GAP %
M1-5-15-1-s	17532	16011	8.68	16098	8.18	15006	14.41
M1-5-15-1-l	28264	25748	8.90	25939	8.23	25381	10.20
M1-5-15-2-s	18074	16126	10.78	16561	8.37	14597	19.24
M1-5-15-2-l	30446	29449	3.27	29772	2.21	26150	14.11
M1-5-15-3-s	16954	15608	7.94	15842	6.56	13435	20.76
M1-5-15-3-l	21883	17779	18.75	18719	14.46	16251	25.74
M1-10-15-1-s	17578	16717	4.90	16717	4.90	15664	10.89
M1-10-15-1-l	31596	29885	5.42	31528	0.22	29215	7.54
M1-10-15-2-s	17552	16814	4.20	16814	4.20	15273	12.98
M1-10-15-2-l	31485	29343	6.80	31025	1.46	27612	12.30
M1-10-15-3-s	18051	16574	8.18	17377	3.73	15383	14.78
M1-10-15-3-l	22961	21617	5.85	21642	5.74	19030	17.12
M1-15-15-1-s	18347	16743	8.74	16952	7.60	15788	13.95
M1-15-15-1-l	34160	28243	17.32	32208	5.71	30154	11.73
M1-15-15-2-s	17835	17497	1.90	17497	1.90	15420	13.54
M1-15-15-2-l	32345	31137	3.73	31233	3.44	28491	11.92
M1-15-15-3-s	17440	16066	7.88	16130	7.51	13103	24.87
M1-15-15-3-l	21875	19861	9.21	21144	3.34	19744	9.74
Médias	23021	21179	7.91	21844	5.43	19761	14.77

M2

n 5

Instância	Ejor	Tabu	GAP %	Tabu GRASP	GAP %	Canibal	GAP %
M2-5-5-1-s	15581	13860	11.05	13860	11.05	13343	14.36
M2-5-5-1-l	22751	19728	13.29	19728	13.29	19076	16.15
M2-5-5-2-s	14248	12099	15.08	12232	14.15	12171	14.58
M2-5-5-2-l	18965	18957	0.04	18957	0.04	17876	5.74
M2-5-5-3-s	13414	13232	1.36	13265	1.11	12603	6.05
M2-5-5-3-l	12137	10279	15.31	10279	15.31	10279	15.31
M2-10-5-1-s	15179	14226	6.28	14226	6.28	12451	16.97
M2-10-5-1-l	20466	20357	0.53	20357	0.53	19371	5.35
M2-10-5-2-s	15195	14635	3.69	14700	3.26	12570	17.28
M2-10-5-2-l	19211	19160	0.27	19175	0.19	18453	3.95
M2-10-5-3-s	13266	10224	22.93	11806	11.01	11244	15.24
M2-10-5-3-l	14618	13057	10.68	13057	10.68	13057	10.68
M2-15-5-1-s	13957	12912	7.49	13708	1.78	11448	17.98
M2-15-5-1-l	20099	15381	23.47	20011	0.44	18568	7.62
M2-15-5-2-s	14935	14089	5.66	14899	0.24	11948	20.00
M2-15-5-2-l	20282	20062	1.08	20079	1.00	19427	4.22
M2-15-5-3-s	14569	14555	0.10	14559	0.07	12312	15.49
M2-15-5-3-l	21319	20948	1.74	20948	1.74	19010	10.83
Médias	16677	15431	7.78	15880	5.12	14734	12.10

n 10

Instância	Ejor	Tabu	GAP %	Tabu GRASP	GAP %	Canibal	GAP %
M2-5-10-1-s	24233	20163	16.80	22336	7.83	21288	12.15
M2-5-10-1-l	40390	37980	5.97	37998	5.92	36386	9.91
M2-5-10-2-s	24114	21363	11.41	21384	11.32	19412	19.50
M2-5-10-2-l	38080	34000	10.71	34000	10.71	35428	6.96
M2-5-10-3-s	25080	21312	15.02	21840	12.92	19644	21.67
M2-5-10-3-l	37184	33195	10.73	33226	10.64	31012	16.60
M2-10-10-1-s	24320	21883	10.02	21883	10.02	20362	16.27
M2-10-10-1-l	32924	31643	3.89	31643	3.89	29993	8.90
M2-10-10-2-s	24289	22623	6.86	22623	6.86	19419	20.05
M2-10-10-2-l	44387	41764	5.91	41818	5.79	39762	10.42
M2-10-10-3-s	25839	23317	9.76	23459	9.21	21426	17.08
M2-10-10-3-l	40301	33276	17.43	33448	17.00	31550	21.71
M2-15-10-1-s	24745	23119	6.57	23119	6.57	20944	15.36
M2-15-10-1-l	37665	34439	8.57	35596	5.49	33278	11.65
M2-15-10-2-s	25125	23480	6.55	23993	4.51	21323	15.13
M2-15-10-2-l	48012	44501	7.31	46757	2.61	43190	10.04

M2-15-10-3-s	26363	23838	9.58	23838	9.58	22229	15.68
M2-15-10-3-l	37742	30029	20.44	30111	20.22	29432	22.02
Médias	32266	28996	10.20	29393	8.95	27560	15.06

n 15

Instância	Ejor	Tabu	GAP %	Tabu GRASP	GAP %	Canibal	GAP %
M2-5-15-1-s	34473	31415	8.87	32044	7.05	28018	18.72
M2-5-15-1-l	52717	50291	4.60	50293	4.60	44203	16.15
M2-5-15-2-s	35307	32055	9.21	32667	7.48	28959	17.98
M2-5-15-2-l	62885	59918	4.72	62605	0.45	57520	8.53
M2-5-15-3-s	32984	29306	11.15	29610	10.23	25416	22.94
M2-5-15-3-l	63526	39774	37.39	39774	37.39	39558	37.73
M2-10-15-1-s	35607	32465	8.82	31978	10.19	29793	16.33
M2-10-15-1-l	67783	61393	9.43	66692	1.61	58491	13.71
M2-10-15-2-s	34776	32102	7.39	32055	7.82	28809	17.16
M2-10-15-2-l	70681	68798	2.66	68912	2.50	65615	7.17
M2-10-15-3-s	36774	33155	9.84	34690	5.67	29645	19.39
M2-10-15-3-l	64679	56986	11.89	57006	11.86	50986	21.17
M2-15-15-1-s	35728	32079	10.21	32781	8.25	29204	18.26
M2-15-15-1-l	63332	53892	14.91	57906	8.57	54956	13.23
M2-15-15-2-s	35144	33818	3.77	33890	3.57	29733	15.40
M2-15-15-2-l	60752	57787	4.88	58352	3.95	51566	15.12
M2-15-15-3-s	36353	35164	3.27	35316	2.85	31862	12.35
M2-15-15-3-l	70033	56438	19.41	63735	8.99	58411	16.60
Médias	49641	44269	10.13	45573	7.95	41264	17.11

L

n 5

Instância	Ejor	Tabu	GAP %	Tabu GRASP	GAP %	Canibal	GAP %
L-5-5-1-s	66605	59272	11.01	59339	10.91	59834	10.17
L-5-5-1-l	105539	99754	5.48	105332	0.20	99009	6.19
L-5-5-2-s	74176	62426	15.84	66567	10.26	62810	15.32
L-5-5-2-l	119596	107566	10.06	107595	10.03	103690	13.30
L-5-5-3-s	68600	51174	25.40	51174	25.40	50092	26.98
L-5-5-3-l	100894	33687	66.61	33687	66.61	33687	66.61
L-10-5-1-s	71754	66184	7.76	66337	7.55	59881	16.55
L-10-5-1-l	99328	93263	6.11	94387	4.97	89930	9.46
L-10-5-2-s	82360	73637	10.59	73815	10.38	72470	12.01
L-10-5-2-l	98435	95012	3.48	95722	2.76	86197	12.43
L-10-5-3-s	75961	70516	7.17	70720	6.90	65426	13.87
L-10-5-3-l	95679	80074	16.31	80725	15.63	78466	17.99

L-15-5-1-s	70429	57331	18.60	59541	15.46	56790	19.37
L-15-5-1-l	110528	84042	23.96	105807	4.27	102216	7.52
L-15-5-2-s	80330	71064	11.53	71621	10.84	70697	11.99
L-15-5-2-l	116825	106527	8.81	106985	8.42	103862	11.10
L-15-5-3-s	81458	62121	23.74	62216	23.62	65081	20.10
L-15-5-3-l	100051	97005	3.04	97412	2.64	93914	6.13
Médias	89919	76148	15.31	78277	13.16	75225	16.50

n 10

Instância	Ejor	Tabu	GAP %	Tabu GRASP	GAP %	Canibal	GAP %
L-5-10-1-s	121938	100370	17.69	100576	17.52	97754	19.83
L-5-10-1-l	210271	188042	10.57	190130	9.58	191606	8.88
L-5-10-2-s	120207	93398	22.30	96114	20.04	94988	20.98
L-5-10-2-l	209976	183869	12.43	184385	12.19	182920	12.89
L-5-10-3-s	120275	90084	25.10	90758	24.54	86758	27.87
L-5-10-3-l	174975	155501	11.13	155956	10.87	153372	12.35
L-10-10-1-s	126422	100947	20.15	101058	20.06	101971	19.34
L-10-10-1-l	233804	209417	10.43	209450	10.42	205691	12.02
L-10-10-2-s	130733	106836	18.28	108820	16.76	113301	13.33
L-10-10-2-l	216529	191427	11.59	191900	11.37	189426	12.52
L-10-10-3-s	127677	103535	18.91	103639	18.83	108708	14.86
L-10-10-3-l	177111	88766	49.88	88820	49.85	88796	49.86
L-15-10-1-s	131593	105615	19.74	105733	19.65	112961	14.16
L-15-10-1-l	226422	181009	20.06	181053	20.04	199299	11.98
L-15-10-2-s	125031	102627	17.92	106260	15.01	106276	15.00
L-15-10-2-l	238627	215901	9.52	218541	8.42	213978	10.33
L-15-10-3-s	133904	108557	18.93	108570	18.92	100989	24.58
L-15-10-3-l	212944	168026	21.09	168105	21.06	167225	21.47
Médias	168802	138552	18.65	139437	18.06	139779	17.90

n 15

Instância	Ejor	Tabu	GAP %	Tabu GRASP	GAP %	Canibal	GAP %
L-5-15-1-s	173624	141018	18.78	141371	18.58	149441	13.93
L-5-15-1-l	334287	289209	13.48	293122	12.31	299252	10.48
L-5-15-2-s	176770	141389	20.02	141182	20.13	142563	19.35
L-5-15-2-l	285232	264446	7.29	264626	7.22	264165	7.39
L-5-15-3-s	171571	129972	24.25	130144	24.15	132676	22.67
L-5-15-3-l	323285	150717	53.38	150717	53.38	150717	53.38
L-10-15-1-s	173291	136889	21.01	136887	21.01	144561	16.58
L-10-15-1-l	281497	240520	14.56	249360	11.42	251717	10.58
L-10-15-2-s	172856	133589	22.72	133301	22.88	145854	15.62

L-10-15-2-l	331612	287401	13.33	299941	9.55	295716	10.82
L-10-15-3-s	173324	138312	20.20	138644	20.01	141236	18.51
L-10-15-3-l	342210	305559	10.71	305846	10.63	296420	13.38
L-15-15-1-s	172377	130395	24.35	132981	22.85	143095	16.99
L-15-15-1-l	336936	293498	12.89	293592	12.86	295345	12.34
L-15-15-2-s	182905	145322	20.55	145589	20.40	153039	16.33
L-15-15-2-l	335277	305803	8.79	305901	8.76	288911	13.83
L-15-15-3-s	176143	134900	23.41	134975	23.37	147496	16.26
L-15-15-3-l	356576	301646	15.40	324602	8.97	307377	13.80
Médias	249987	203921	19.17	206821	18.25	208310	16.79

Observa-se que na maior parte das instâncias testadas o algoritmo de Busca Tabu e GRASP obteve melhores resultados, e em alguns poucos resultados iguais ou piores. Como o algoritmo de Busca Tabu utiliza um procedimento construtivo determinístico que recebe a instância do problema como entrada, não pode variar a entrada em um mesmo problema, e as vizinhanças serem exploradas em sua totalidade durante a Busca Tabu, o algoritmo sempre explorará a instância do problema da mesma forma. A inclusão de reinícios aleatórios proporcionada pelo GRASP, variando a solução inicial a fim de modificar o local de partida no espaço de soluções e exploração de vizinhanças, de fato potencializou as chances do algoritmo de achar novos máximos locais.

A inclusão do canibalismo apresentou piores na maior parte dos resultados, visto que a escolha de apenas um produto entre dois canibais diminui o número de possíveis combinações. A inclusão do efeito ao problema é um tópico inexplorado na literatura, apesar de ser um fenômeno real, que ocorre quando a venda de um dos produtos de uma empresa reduz a venda de outros produtos da mesma empresa, e sua análise ser relevante para a criação de campanhas de marketing.

Para uma melhor visualização dos resultados, realizou-se uma comparação entre as médias dos GAPs das implementações desenvolvidas neste trabalho, a implementação de Busca Tabu do trabalho de Nobibon, Leus e Spieksma (2011) e os melhores GAPs das implementações de Oliveira *et al.* (2015) para as instâncias com maior número de clientes, S3, M1, M2 e L. As instâncias S1 e S2 não foram consideradas pois Nobibon, Leus e Spieksma (2011) encontraram os valores ótimos em todos os grupos utilizando solvers comerciais, não apresentando GAPs. A Tabela 5 apresenta as médias obtidas pelos experimentos, onde compara-se os resultados apresentados pelos referidos trabalhos e os resultados deste trabalho.

Tabela 5 – Comparação de resultados - Média GAP (%)

N	S3			M1			M2			L		
	5	10	15	5	10	15	5	10	15	5	10	15
Nobibon, Leus e Spieksma (2011)	6,86	6,52	7,76	7,22	8,54	7,60	9,75	9,58	9,11	10,86	11,04	10,23
Oliveira et al. (2015)	6,77	6,45	7,58	7,22	8,42	7,63	9,68	9,59	9,34	10,86	10,94	10,22
Reprodução Tabu	6,59	8,47	7,14	4,66	6,88	7,91	7,78	10,20	10,13	15,31	18,65	19,17
Tabu/GRASP	4,36	6,44	5,48	3,76	5,24	5,43	5,12	8,95	7,95	13,16	18,06	18,25
Canibalismo	12,01	13,72	14,54	11,28	13,96	14,77	12,10	15,06	17,11	16,50	17,90	16,79

Como demonstrado, a implementação da Busca Tabu em conjunto com GRASP obteve melhoras em todas instâncias de pequeno e médio porte. Para as instâncias L, os resultados apresentados pelo algoritmo provaram-se significativamente piores que os resultados obtidos pelos outros autores. Possivelmente esta piora foi resultado do limite de tempo atribuído para a busca local, pois a otimização do código não foi o ponto central da implementação durante este trabalho, resultando na interrupção por limite de tempo na busca local para as instâncias da categoria L.

Com a inclusão de canibalismo entre produtos na implementação, nas instâncias menores, de pequeno e médio porte, a inclusão da restrição gerou piora dos resultados. Possivelmente, o par de produtos canibais pode ter bloqueado uma combinação para qual os outros algoritmos tendiam, ou seja, dois bons produtos se tornaram canibais impossibilitando a melhor combinação de produtos. A combinação inicial do algoritmo construtivo é importante pois, que pelo que foi demonstrado durante os testes, o processo de diversificação normalmente não consegue gerar soluções melhores. A solução normalmente é diversificada se tornando pior e ela não consegue chegar a uma melhora em relação a solução incumbente antes de um novo processo de diversificação ser acionado.

No entanto, o algoritmo construtivo avalia apenas o lucro provido pelo número mínimo de ofertas exigidos por produto, podendo ocorrer, algumas vezes, uma avaliação equivocada de certos produtos. Pode haver casos onde um produto que possua alta lucratividade no número mínimo de ofertas exigidas possua o restante das ofertas ruins, enquanto outros produtos com um lucro no número mínimo menor possuem um conjunto total mais balanceado e podem prover mais lucro no total. Nesses casos, se um dos pares canibais possuir um produto lucrativo que antes estava na solução e o outro produto for problemático, ou seja, nem todas ofertas lucrativas, isso pode acarretar em uma melhora perceptível nas soluções, pois pode ocorrer de

o produto canibal “problemático” ser bloqueado e melhorar a solução, o que ocorreu em alguns casos específicos de instâncias de vários tamanhos.

Portanto, ter eliminado algumas combinações possíveis pode ter auxiliado o construtivo a encontrar uma melhor combinação de ofertas, melhorando alguns resultados. Nas instâncias L, com 10.000 clientes, isso ocorreu com uma maior frequência, em especial nos conjuntos de 10 e 15 produtos, onde a implementação com efeito de canibalismo gerou melhoras em relação a reprodução da Busca Tabu e também da Busca Tabu em conjunto com GRASP, sem o efeito. Esse fenômeno também pode ser atribuído à redução do espaço de busca causada pelo bloqueio de combinações de produtos.

Observa-se que a inclusão de canibalismo gera um número menor de combinações possíveis tornando mais fácil para a busca local explorar a maior parte do espaço de busca. Quando a dimensão do problema aumenta, o número de combinações aumenta exponencialmente, o que faz com que algoritmos de busca local, especialmente os que fazem exploração exaustiva, comecem a ter problemas de tempo de execução. Como o canibalismo, que efetivamente está reduzindo o espaço efetivo de busca, mesmo que não seja uma redução direcionada para melhora, gerou melhoras nas maiores instâncias pois com o espaço de busca reduzido a busca local conseguiu realizar a exploração mais eficientemente.

Além disso, a inserção da restrição de canibalismo possivelmente restringiu combinações de produtos e alterou o caminho percorrido pela Busca Tabu durante a exploração. Esse bloqueio pode ter forçado a Busca Tabu a percorrer caminhos alternativos que pode possibilitar que a busca chegue em máximos locais melhores do que previamente havia chegado pois, como a busca é determinística, dada uma instância e suas restrições, ela sempre percorrerá o mesmo caminho. Qualquer mudança na configuração do problema, ou seja, alteração nas restrições de uma instância, efetivamente bloqueia certos trechos do espaço de busca, mudando o caminho que a Busca Tabu percorre. Estes caminhos alternativos podem possibilitar que a busca local chegue em melhores máximos locais, gerando uma melhora na solução final.

Por fim, a Tabela 6 apresenta os tempos computacionais dos métodos heurísticos apresentados por Nobibon, Leus e Spieksma (2011) e os deste trabalho.

Tabela 6 – Comparação dos tempos computacionais

<i>N</i>	S3			M1			M2			L		
	5	10	15	5	10	15	5	10	15	5	10	15
Nobibon, Leus e Spieksma (2011)	1.17	0.60	0.79	16.10	11.62	15.36	56.58	50.33	67.24	1268.30	1347.23	1149.28
Reprodução Tabu	0.50	5.89	14.39	19.83	102.83	237.28	125.06	863.06	1861.67	4104.61	4046.72	3915.89
Tabu/GRASP	0.78	7.33	13.33	27.78	80.28	236.17	116.89	765.00	1743.00	4562.72	4449.17	4486.78
Canibalismo	0.17	1.33	3.56	2.50	16.00	46.72	9.94	61.00	196.78	272.17	1993.50	3454.72

Observa-se que os resultados em relação ao tempo foram inferiores aos apresentados na literatura. O algoritmo estourou o tempo nas instâncias L e duas possibilidades para corrigir esse problema seria a otimização do código através da paralelização das vizinhanças ou a utilização de uma vizinhança reduzida. No entanto, essas alterações ficam como sugestões para trabalhos futuros.

8 CONCLUSÕES E SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

Este trabalho buscou explorar as possibilidades das meta-heurísticas para resolver eficientemente um problema de campanha de promoção. Como objetivo principal, buscou-se desenvolver e avaliar um algoritmo heurístico para resolução do problema de marketing direto com oferta de produtos, levando em consideração o canibalismo entre produtos, a fim de promover a maximização do feedback de compras dos clientes.

O marketing direto, cujas estratégias são diretamente apoiadas pelos dados de clientes, busca uma vantagem competitiva na oferta de seus produtos e/ou serviços. É um marketing de relacionamento voltado ao cliente em nível individual, promovendo campanhas de promoção mais focadas a fim obter ofertas cada vez mais assertivas e, conseqüentemente, a maximização do retorno financeiro.

A elaboração de uma eficiente campanha de promoção torna-se um problema de difícil resolução ao se considerar milhares e até milhões de clientes. Conhecido também como Problema de Marketing Direto com oferta de Produtos, é considerado um problema de otimização combinatória cujo objetivo é oferecer n produtos diferentes a m clientes, maximizando o lucro, levando-se em consideração as restrições de negócio.

O problema de marketing direto é classificado como NP-difícil e, apesar dos métodos exatos garantirem a otimalidade da solução encontrada, devido à complexidade do problema, torna-se muito difícil produzir soluções ótimas em situações reais de negócios. À medida que o número de produtos e clientes aumenta, o tempo computacional necessário para obtenção da solução ótima cresce rapidamente em função da sua complexidade, inviabilizando a aplicação prática de tais métodos. A utilização de meta-heurísticas surge como uma alternativa para resolução de problemas em que há uma quantidade proibitiva de soluções viáveis a serem avaliadas. Apesar de não garantirem a solução ótima do problema, elas podem fornecer excelentes soluções em termos de qualidade e recursos computacionais.

O algoritmo proposto foi baseado na implementação de Busca Tabu de Nobibon, Leus e Spieksma (2011) e alterado, acrescentando a meta-heurísticas GRASP. O modelo teve também a adição da restrição de canibalismo entre produtos, que ocorre quando a venda de um dos produtos de uma empresa reduz a venda de outro produto da mesma empresa. Mais especificamente, o algoritmo deverá optar pela promoção de apenas um produto entre dois similares. A inclusão do efeito ao problema é um tópico inexplorado na literatura, apesar de ser

um fenômeno real e que deve ser considerado sempre que houver ameaça interna de um produto similar.

O canibalismo pode desviar uma empresa de seus objetivos, visto que seu risco aumenta quando se adota estratégias multimarcas como forma de adentrar em novos segmentos. Ou seja, uma maior divisão de um determinado mercado pode diminuir a diferença entre os segmentos, contribuindo para o chamado efeito de canibalismo entre produtos, já que um produto direcionado para um segmento por atrair também o público-alvo de outro segmento.

O tratamento de canibalismo no problema em questão foi realizado pela análise se agrupamentos, onde se classificam uma amostra de dados em grupos menores mutuamente excludentes, com base nas similaridades. Utilizou-se o método da distância euclidiana e a análise foi realizada a nível de produto em função do lucro simulado por cliente em um conjunto de instâncias disponibilizados por Nobibon, Leus e Spieksma (2011), onde identificou-se um par de produtos similares tratados como canibais nas instâncias de cinco produtos, dois pares em instâncias de dez produtos e três pares em instâncias de quinze produtos. Optou-se pela atribuição de relações de canibalismo que afetassem 40% do conjunto de produtos presentes em cada instância, pois não havia a intenção de que as relações de canibalismo afetassem todos os produtos do conjunto, mas que, ainda sim, tivessem uma influência considerável na solução.

As mesmas instâncias foram utilizadas para validar a eficiência dos algoritmos desenvolvidos. Os experimentos computacionais apresentaram resultados de maior qualidade em grande parte das instâncias. Não se obteve melhora em todos os conjuntos apenas nas instâncias de grande porte, possivelmente ao tempo limitado de busca local. O quesito tempo também não apresentou melhora, apresentando tempos mais elevados de processamento. No entanto, o trabalho mostrou-se relevante e significativo com os resultados apresentados.

Já com a inclusão de canibalismo entre produtos na implementação, nas instâncias menores, de pequeno e médio porte, a inclusão da restrição gerou piora dos resultados. Possivelmente, o par de produtos canibais pode ter bloqueado uma boa combinação de ofertas, ou seja, dois bons produtos se tornaram canibais impossibilitando a oferta de ambos produtos simultaneamente. No entanto, este bloqueio pode ter diminuído o espaço de busca nas instâncias de grande porte, pois houve melhoras nos resultados.

Além disso, a inserção da restrição de canibalismo pode ter forçado a Busca Tabu a percorrer caminhos alternativos que pode possibilitar que a busca chegue em máximo locais melhores. Como a busca é determinística, dada uma instância e suas restrições, ela sempre percorrerá o mesmo caminho e como houve alteração nas restrições do problema, houve

efetivamente o bloqueio de certos trechos do espaço de busca, mudando o caminho que a Busca Tabu percorre, gerando uma melhora na solução final.

Dessa forma, a presente pesquisa apresentou relevância prática e teórica. Por ser um problema da classe NP-difícil, a pesquisa proporciona embasamento teórico e contribuição para a comunidade científica, pois existem poucos estudos sobre otimização e aplicação de algoritmos heurísticos em problemas de marketing direto. Além disso, a inserção do efeito de canibalismo ao modelo não foi encontrada na literatura. Com a alteração do modelo encontra-se margem para evolução dos resultados encontrados e também para extensões do problema que possibilitam a simulação de situações reais enfrentadas no contexto organizacional.

Além disso, espera-se que, com a abordagem proposta, poder auxiliar as organizações para otimização e tomada de decisão, principalmente em organizações que buscam vantagem competitiva com uma alta eficiência na alocação de recursos. Campanhas de promoção que possuem milhares e até milhões de clientes são problemas reais enfrentados por grandes organizações, por isso deve-se buscar ferramentas que combinem a redução de custos com a escolha de clientes com maior probabilidade de resposta e conseqüentemente maximização do lucro. A capacidade de processamento dos dados e transformação em ideias e respostas podem proporcionar soluções significativamente melhores aos problemas empresariais e decisões mais inteligentes.

A identificação de produtos canibais contribui para a elaboração de campanhas mais eficientes, abrindo caminhos para apresentar produtos diferentes a segmentos definidos. Além disso, indica a atenção a correção de erros que ocasionam o canibalismo, como a pressão por novos produtos e linhas de muito amplas, que acabam sendo similares de diversas formas, posicionamento estratégico inadequado, segmentação excessiva e um agressivo esforço promocional de novos produtos, minimizando esforços promocionais de produtos antigos.

Destaca-se como limitações do estudo o fato de a abordagem proposta não ser testada em um conjunto de instâncias reais, apesar de ser um problema com suposições realistas. Em instâncias maiores, com até milhões de clientes, o código deverá ser otimizado ou promover uma redução de vizinhança ou ainda desenvolver um novo algoritmo. Além disso, não são conhecidos os valores exatos ou limitantes superiores para as instâncias com tratamento de canibalismo para uma melhor comparação dos resultados. Essas limitações podem ser consideradas norteadoras de estudos futuros realizados a partir desta pesquisa, sendo direcionadoras para a continuidade do trabalho.

Outro procedimento cuja sua alteração pode trazer melhorias para o algoritmo é o seu processo de diversificação. No processo atual, é tentada a inserção de um novo produto em uma configuração de ofertas pré-estabelecidas para os outros produtos presentes na solução e isso pode gerar dificuldade para inserção de novos produtos devido à configuração de clientes com disponibilidade de ofertas. Como o objetivo desse procedimento é gerar uma variação na combinação de produtos, a presença de ofertas pré-estabelecidas pode provar-se contraproducente. Uma possível modificação para este procedimento seria transformá-lo em um processo de reconstrução da solução, seguindo a lógica do algoritmo construtivo, mas com a capacidade de exclusão de produtos (podendo-se escolher um produto para não fazer parte da solução).

Outra oportunidade de trabalho futuro seria utilizar um algoritmo populacional, como o algoritmo genético, para geração de uma população de soluções a serem utilizadas como solução inicial para a Busca Tabu. Além disso, sugere-se também adicionar o efeito halo ao modelo, que ocorre quando a promoção de um produto pode aumentar a venda de outro produto, levando a complementaridades e incremento no lucro total. Até o momento não foi encontrado nenhum trabalho relacionado com isso na literatura.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABEDI, V. S. Allocation of advertising budget between multiple channels to support sales in multiple markets. **Journal of the Operational Research Society**. v. 68, n. 2, p. 134 – 146, 2017.
- AMERICAN MARKETING ASSOCIATION [AMA]. **Marketing**, 2013. Disponível em: <<https://www.ama.org/AboutAMA/Pages/Definition-of-Marketing.aspx>> Acesso em: 3 mai. 2017.
- ANDERSON, P. F. Marketing, strategic planning, and the theory of the firm. **Journal of Marketing**, v. 46, n. 2, p. 15-26, 1982.
- ARENALES, M. N.; ARMENTANO, V.; MORABITO, R.; YANASSE, H. **Pesquisa Operacional Para Cursos De Engenharia**. Rio De Janeiro: Elsevier, 2007.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE MARKETING DIRETO [ABEMD]. Disponível em: <<http://abemd.org.br/glossario-de-marketing-de-dados>>. Acesso em: 15 março de 2017.
- BARBOSA, E. B. M. **Uma heurística para otimização de meta-heurísticas por meio de métodos estatísticos**. 2016. 194 p. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, SP, 2016.
- BAUER, C. L. MIGLAUTSCH, J. A Conceptual Definition of Direct Marketing. **Journal of Direct Marketing**, v. 6, n. 2, p. 7–17, 1992.
- BELFIORE, P.; FÁVERO, L.P. **Pesquisa operacional para cursos de engenharia**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2013.
- BEUREN, I. M. **Gerenciamento da informação**. São Paulo: Atlas, 2000.
- BHASKAR, T.; SUNDARARAJAN, R.; KRISHNAN, P. G. A fuzzy mathematical programming approach for cross-sell optimization in retail banking. **Journal of the Operational Research Society** Palgrave Macmillan, v. 60, n. 5, p. 717–727, 2009.
- BIRD, D. **Bom Senso Em Marketing Direto**. 2. ed. São Paulo: Makron Books, 2000.
- BLUM, C.; ROLI, A. Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison. **ACM Computing Surveys**, v. 35, n. 1, p. 268 – 308, 2003.
- BOSE, I.; CHEN, X. Quantitative models for direct marketing: A review from systems perspective. **European Journal of Operational Research**, v. 195, n. 1, p. 1-16, 2009.
- BSA. Qual é o “x” da questão com relação a dados? **The Software Alliance**, out. 2015. Disponível em: < http://data.bsa.org/wp-content/uploads/2015/10/BSADataStudy_br.pdf > Acesso em: 28 jun. 2016.

BURKE, E. K.; KENDALL, G. **Search Methodologies: Introductory Tutorials in Optimization and Decision Support Techniques**. 2. ed. New York: Springer, 2014.

CETIN, F.; ALABAS-USLU, C. Heuristic solution to the product targeting problem based on mathematical programming. **International Journal of Production Research**, v. 55, n.1, p. 3 – 17, 2017.

CHURCHILL JR., G.A.; PETER, J. P. **Marketing: criando valor para o cliente**. São Paulo: Saraiva, 2003.

CLIFFORD, H. T.; STEPHENSON, W. **An introduction to numerical classification**. London: Academic Press, 1975.

COHEN, M.-D. Exploiting response models: optimizing cross-sell and up-sell opportunities in banking. **Information Systems**, v. 29, n. 4, p. 327–341, jun. 2004.

COLIN, E.C. **Pesquisa Operacional: 170 aplicações em estratégia, finanças, logística, produção, marketing e vendas**. Rio de Janeiro: LTC, 2007.

COOK, S. A. The complexity of theorem-proving procedures. In: THIRD ANNUAL ACM SYMPOSIUM ON THEORY OF COMPUTING, New York, 1971. **STOC '71 Proceedings of the Third Annual ACM Symposium on Theory of Computing**, New York: ACM, 1971, p. 151 – 158.

CORDENONSI, A.Z. **Ambientes, Objetos e Dialogicidade: Uma Estratégia De Ensino Superior Em Heurísticas E Metaheurísticas**. 2008. 228 p. Tese (Doutorado Em Informática Na Educação) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, RS, 2008.

CZIKOSOVA, A.; ANTOŠOVA, M.; ČUKOLOVA, K. Strategy in Direct and Interactive Marketing Communications. **Procedia - Social and Behavioral Sciences**, v. 116, p. 1615-1619, 2014.

DÍAZ, A.F.; GLOVER, F.; GHAZIRI, H.M.; GONZALEZ, J.L.; LAGUNA, M.; MOSCATO, P.; TSENG, F.T. **Optimización Heurística Y Redes Neuronales**. Madrid: Paraninfo, 1996.

DORIGO, M., **Optimization, learning and natural algorithms**. Ph.D. Thesis, Politecnico di Milano, Italy, 1992.

DRUCKER, P. **Management: tasks, responsibilities, practices**. Nova York: Harper & Row, 1973.

ETZEL, M. J.; WALKER, B. J.; STANTON, W. J. **Marketing**. São Paulo: Makron Books, 2001.

FEO, T.; RESENDE, M. A. Greedy Randomized Adaptive Search Procedures. **Journal of Global Optimization**, v. 6, p. 109-133, 1995.

FILHO, W. M. **Desenvolvimento e aplicação de algoritmos heurísticos ao problema de alocação de espaço físico em universidade**. 2008. 65 p. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – Universidade Estadual de Maringá, Maringá, PR, 2008.

FRAGA, M. C. P. **Uma Metodologia Híbrida Colônia de Formigas – Busca Tabu – Reconexão por Caminhos para Resolução do Problema de Roteamento de Veículos com Janelas de Tempo**. 2006. 79 p. Dissertação (Mestrado em Modelagem Matemática e Computacional) – Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, Belo Horizonte, MG, 2006.

GAREY, M.R.; JOHNSON, D.S. **Computers and Intractability: A Guide to The Theory of NP-completeness**. San Francisco: Freeman. 1979.

GENDREAU, M. An introduction to tabu search. In: GLOVER, F.; KOCHENBERGER, G. A. (eds), **Handbook of Metaheuristics**, Kluwer Academic Publishers, chapter 2, p. 37 – 54, 2003.

GIL, A.C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

GLOVER, F. **Tabu search fundamentals and uses**. Working paper, Graduate School of Business, University of Colorado, Boulder, 1995.

GLOVER, F.; LAGUNA, M. Tabu Search. In: REEVES, C. R. (ed.). **Modern Heuristic Techniques**. pp. 70-150, Blackwell Scientific Publications: Oxford, 1993.

GOLDBARG, M. C.; GOLDBARG, E. G.; LUNA, H. P. L. **Otimização combinatória e meta-heurísticas: algoritmos e aplicações**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2016.

GOLDBARG, M.C.; LUNA, H.P.L. **Otimização combinatória e programação linear: modelos e algoritmos**. 2. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2005.

GOLDBERG, D, E. **Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning**. Boston: Addison Wesley, 1989.

HAIR JR., J.F.; BLACK, W.C.; BABIN, B.J.; ANDERSON, R.E.; TATHAM, R.L. **Análise multivariada de dados**. 6. ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.

HESSE, J.; KRAFFT, M.; PETERS, K. **International direct marketing: Principles, best practices, marketing facts**. Berlin: Springer, 2007.

HILLIER, F. S.; LIEBERMAN, G. J. **Introdução à pesquisa operacional**. 9. ed. Porto Alegre: AMGH, 2013.

HONORATO, G. **Conhecendo o marketing**. São Paulo: Manole, 2004.

KIRKPATRICK, S.; GELLATI, C. D.; VECCHI, M. Optimization by Simulated Annealing. **Science**, v. 220, p. 671-680, 1983.

KLUYVER, C.; PEARCE II, J. **Estratégia uma Visão Executiva**. São Paulo: Pearson, 2010.

KOTLER, P. **Marketing insights from A to Z: 80 concepts every manager needs to know.** John Wiley & Sons, 2011.

KOTLER, P. **Marketing de A a Z: 80 conceitos que todo profissional precisa saber.** Rio de Janeiro: Elsevier, 2003.

KOTLER, P.; ARMSTRONG, G. **Principles of Marketing.** 14. ed. Prentice Hall, 2011.

KOTLER, P.; KELLER, K. L. **Administração de Marketing.** 12. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2006.

LAMB, JR., C. W.; HAIR JR., J. F.; McDANIEL, C. **Princípios de Marketing.** São Paulo: Pioneira – Thomson Learning, 2004.

LAMBIN, J. J. **Marketing Estratégico.** McGraw Hill: Lisboa, 2000.

LEAL, L. A. S. **Uma fundamentação teórica para a complexidade estrutural de problemas de otimização.** 2002. 116 p. Tese (Doutorado Em Computação). Universidade Federal Do Rio Grande Do Sul, Porto Alegre, RS, 2002.

LEVITT, T. **Marketing Myopia.** Harvard Business Review, jul. /ago. 1960.

LING, C. X.; LI, C. Data Mining for Direct Marketing: Problems and Solutions. In: **Proceedings of the Forth International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining**, p. 73-19, 1998.

LUPETTI, M. **Gestão Estratégica da comunicação mercadológica.** São Paulo: Cengage Learning, 2009.

MALHOTRA, N.; ROCHA, I.; LAUDÍSIO, M.C.; ALTHEMAN, É.; BORGES, F.M. **Introdução à Pesquisa de Marketing.** São Paulo: Prentice Hall, 2005.

MARCONI, M.A.; LAKATOS, E.M. **Fundamentos da metodologia científica.** 7. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

McCARTHY, E. J. **Marketing.** Rio de Janeiro: Campus, 1982.

McCARTHY E.J.; PERREAULT, W. **Marketing essencial: uma abordagem gerencial e global.** São Paulo: Atlas, 1997.

McKENNA, R. **Marketing de Relacionamento.** Rio de Janeiro: Campus, 1999.

MLADENOVIC, N.; HANSEN, P. Variable Neighborhood Search: Methods and Recent Applications. In: **Third Metaheuristics International Conference**, Angra dos Reis, Brasil, p. 275-280, 1999.

MOSCATO, P. On Evolution, Search, Optimization, Genetic Algorithms and Martial Arts: Towards Memetic Algorithms. In: **Caltech Concurrent Computation Program**, C3P Report 826, 1989.

MÜLLER, F. M. **Algoritmos heurísticos e exatos para a resolução do problema de sequenciamento em processadores paralelos**. 1993. 133. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP, 1993.

MULLIN, R. **Direct Marketing: A Step-by-Step Guide to Effective Planning and Targeting**. London: Kogan Page, 2002.

NOBIBON, F. T.; LEUS, R.; SPIEKSMAN, F. C. Optimization models for targeted offers in direct marketing: Exact and heuristic algorithms. **European Journal of Operational Research**, v. 210, n. 3, p. 670 – 683, 2011.

OLIVEIRA, T.A.; COELHO, V.N.; SOUZA, M.J.F.; BOAVA, D.L.T.; BOAVA, F.M.F.M.; COELHO, L.M.; COELHO, B.N. Um algoritmo heurístico aplicado ao problema de oferta de produtos em campanhas de marketing direto. **Anais do XLVI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional**, p. 103 – 114, 2014.

PAPADIMITRIOU, C. H.; STEIGLITZ, K. **Combinatorial Optimization: Algorithms and Complexity**. New York: Dover Publications, Inc., 1998.

PEELEN, E.; EKELMANS, C.; VIJN, P. Direct Marketing for Establishing the Relationships between Buyers and Sellers. **Journal of Direct Marketing**, v. 3, n. 1, p. 8–14, 1989.

PIERSMA, N.; JONKER, J. J. Determining the optimal direct mailing frequency. **European Journal of Operational Research**, v. 158, n. 1, p. 173– 182, 2004.

POTVIN, J.Y. The Traveling Salesman Problem: A Neural Network Perspective, **ORSA Journal on Computing**, v. 5, n. 4, p. 328 – 348, 1993.

PRAAG, N. V. **Optimization of Promotion Campaigns Using Tabu Search**. Dissertação (Mestrado) - Faculty of Business and Economics, Leuven, UK, 2010.

PRIDE, W. M.; FERRELL, O. C. **Foundations of marketing**. Mason, OH: South-Western Cengage Learning, 2012.

RICHERS, R. **O que é Marketing?** São Paulo: Brasiliense, 2001.

ROBERTS, M. L.; BERGER, P.D. **Direct Marketing Management**. 2. ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 1999.

SCHRIJVER, A. **Theory of Linear and Integer Programming**, New York: Wiley, 1998.

SEMENIK, R. J.; BAMOSSY, G. J. **Princípios de Marketing: uma Perspectiva Global**. São Paulo: Makron Books, 1995.

SERET, A.; VERBRAKEN, T.; VERSAILLES, S.; BAESSENS, B. A new SOM-based method for profile generation: Theory and an application in direct marketing. **European Journal of Operational Research**, v. 220, n. 1, p. 199 – 209, 2012.

SHAW, M. J.; SUBRAMANIAM, C.; TAN, G.W.; WELGE, M.E. Knowledge management and data mining for marketing. **Decision Support Systems**, v. 31, n.1, p. 127-137, 2001.

SILVA, L. A., PERES, S. M., BOSCARIOLI, C. **Introdução à mineração de dados: com aplicações em R**. 1. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2016.

SNEATH, P. H. A., SOKAL, R. R. **Numerical taxonomy**. San Francisco: Freeman, 1973.

STONE, B. **Marketing Direto**. São Paulo. Editora Nobel, 1992.

TAHA, H. A. **Pesquisa Operacional: uma visão geral**. 8. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2008.

THOMAS, B.; HOUSDEN, M. **Direct Marketing in Practice**. Oxford: Editora Butterworth Heinemann, 2002.

TOLEDO, L. A. **A internet e o composto de marketing: os casos Banco do Brasil e Unimed Seguros**. 2007. 190 p. Tese (Doutorado em Administração) – Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, 2007.

TRAYLOR, M. B. Cannibalism in multibrand firms. **Journal of Consumer Marketing**, v. 3, n. 2, p. 69-75, Spring 1986.

WRIGHT, S. J.; NOCEDAL, J. **Numerical optimization**, 2. ed. New York: Springer, 1999.

YANAZE, M. **Gestão de marketing e comunicação – avanços e aplicações**. São Paulo: Saraiva, 2011.

ZEITHAML, V.; BITNER, M.; GREMLER, D. **Marketing de Serviços**. Porto Alegre: Bookman, 2011.