



APLICAÇÃO DO ALGORITMO GENÉTICO EM UM PROBLEMA DE ROTEAMENTO DE VEÍCULOS NAS ENTREGAS DE UM SUPERMERCADO

THIAGO HENRIQUE NOGUEIRA - thiagoh.nogueira@ufv.br
UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA - UFV

MARIA LUIZA ALVES SANTANA - maria.santana1@ufv.br
UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA - UFV

GUSTAVO ALVES DE MELO - gustavo.a.melo@ufv.br
UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA - UFV

MARIA GABRIELA MENDONÇA PEIXOTO - mgabrielaunb@gmail.com
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA - UNB

RAIANE RIBEIRO MACHADO GOMES - raianemachado@ufv.br
UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA - UFV

ÁREA: 03. PESQUISA OPERACIONAL
SUBÁREA: 3.1 - MODELAGEM, SIMULAÇÃO E OTIMIZAÇÃO

RESUMO: A ROTEIRIZAÇÃO E A PROGRAMAÇÃO DE VEÍCULOS SÃO ESSENCIAIS PARA OTIMIZAR ENTREGAS, ESPECIALMENTE DIANTE DA COMPLEXIDADE DO PROBLEMA DE ROTEAMENTO DE VEÍCULOS (PRV), CLASSIFICADO COMO NP-HARD. PARA ENFRENTAR ESSE DESAFIO, UTILIZAM-SE MÉTODOS HEURÍSTICOS, QUE OFERECEM BOAS SOLUÇÕES EM TEMPO VIÁVEL, AINDA QUE NÃO IDEAIS. ESTE TRABALHO ANALISA O PRV NAS ENTREGAS DE UM SUPERMERCADO EM MINAS GERAIS, COM BASE NO ESTUDO DE ALVARENGA ET AL. (2020), POR MEIO DA META-HEURÍSTICA DO ALGORITMO GENÉTICO (AG). A CONSTRUÇÃO INICIAL DAS ROTAS É FEITA COM A HEURÍSTICA DO VIZINHO MAIS PRÓXIMO, O AG REALIZA A SELEÇÃO DAS MELHORES SOLUÇÕES E, EM SEGUIDA, APLICA-SE A META-HEURÍSTICA RNC PARA REFINAMENTO. OS RESULTADOS DEMONSTRAM GANHOS SIGNIFICATIVOS: MELHORIA DE 36% EM RELAÇÃO À ROTEIRIZAÇÃO MANUAL E DE 2,5% EM COMPARAÇÃO COM OS RESULTADOS DE ALVARENGA ET AL., INDICANDO A EFICÁCIA DA ABORDAGEM PROPOSTA.

PALAVRAS-CHAVES: PROBLEMA DE ROTEAMENTO DE VEÍCULOS CAPACITADOS, META-HEURÍSTICAS, PROBLEMA REAL DE ROTEAMENTO.

1. INTRODUÇÃO

A globalização e os avanços tecnológicos impuseram ao setor empresarial uma competição pelo consumidor, que por sua vez tem ficado mais rigoroso com o passar dos anos [Reis 2004]. Neste sentido, se faz necessário que a logística dos setores de suprimentos, distribuição e transporte tenham estratégias que forneçam maior agilidade e qualidade desses processos ao consumidor [Santos et al. 2012]. Diversos fatores influenciam na tomada de decisões para garantir a eficiência dos processos já citados, entre eles as principais são a roteirização e a programação de veículos, estas apresentam enfoque operacional e sua maior dificuldade é encontrar um percurso ótimo, também chamado de problema de roteamento de veículos (PRV), que atenda os consumidores geograficamente dispersos [Reis 2004].

Para suprir as expectativas do consumidor e conseguir uma boa reputação no mercado é importante que as empresas apresentem uma boa gestão de logística, Christopher (2018) define a logística como um processo integrador que busca otimizar o fluxo de materiais e suprimentos através da organização. Além disso, o autor afirma que a logística de resposta rápida se tornou o foco de diversas organizações, permitindo alcançar objetivos que integram redução de custos e melhoria de serviço. A partir do estudo da logística é possível definir um conceito mais atual, a cadeia de suprimentos, que a partir da gestão logística tem uma visão mais ampla, planejando além do fluxo do produto, também sua relação com o negócio e o cliente [Kain e Verma 2018].

A Cadeia de Suprimentos (do inglês “Supply Chain”) é uma importante área da logística, ela refere aos processos e diversos caminhos pelos quais passam o produto, desde a retirada da matéria prima até a entrega final ao consumidor [Wieland e Durach 2021]. Desse modo, os autores trazem a definição e a importância do gerenciamento de riscos dentro da cadeia de suprimentos, que tem como foco identificar, avaliar, controlar e monitorar todas as fontes de riscos que podem ocorrer dentro da organização. Esse gerenciamento de riscos está presente e é de suma importância dentro do setor varejista, porque a relação entre logística e cadeia de suprimentos está presente tanto em entregas de centros de distribuição e fornecedores, como também em entregas para o consumidor final [Holzapfel 2018].

Incluído no setor varejista, o setor supermercadista é caracterizado por oferecer serviços de compra e distribuição de produtos essenciais e inadiáveis apresentando grande relevância nas economias locais e globais, uma vez que está presente no cotidiano de grande parte da população [Abras 2022]. Atualmente, com o suporte da tecnologia e impulsionados pela concorrência de mercado, as redes de supermercados estão expandindo a oferta e

distribuição de suas mercadorias através adesão a serviços de internet como aplicativos de compras e redes de entregas entre outras estratégias [Silva et al. 2022]. Com isso, o processo logístico do setor também passa por transformações demandando novos requisitos como a otimização dos tempos de entregas, das rotas e dos custos gerando assim, soluções para estes VRPs [Barbosa-Póvoa et al. 2018].

Os PRV são problemas computacionais complexos de difícil e demorada resolução por métodos exatos, sendo classificados como NP-Hard [Chaves 2005]. Assim, pesquisadores da década de 70 passaram a desenvolver métodos heurísticos [Ferreira 2010]. As heurísticas são técnicas que buscam a solução de problemas com uma boa qualidade e tempo computacional, no entanto, essas técnicas não garantem a solução ótima e nem se o resultado obtido está próximo da mesma [Cruz 2012]. Vieira et al (2022) ressalta que as heurísticas podem ser divididas em três grupos, de construção, refinamento e meta-heurísticas, esta é constituída por procedimentos iterativos a qual aplica-se uma heurística subordinada, baseada em busca, a cada passo para se obter uma solução mais próxima da ótima.

Neste contexto, o referido trabalho objetiva analisar o problema de roteamento de veículos capacitados, nas entregas de um supermercado do estado de Minas Gerais por meio da técnica meta-heurística do algoritmo genético (AG). Além disso, o trabalho tem como objetivos específicos a aplicação da Pesquisa Operacional dentro do contexto da gestão da cadeia de suprimentos, de forma a otimizar o tempo de entrega aos clientes e o custo desse sistema de entregas do supermercado.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

O setor supermercadista possui grande relevância social e econômica, gerando 3,1 milhões de empregos [Silva et al. 2022]. Nesse sentido, qualidade é um fator imprescindível para o setor, não somente em produtos, mas também em atendimentos e entregas, com isso, a captação de novos clientes decorre de diferenciais nos produtos e serviços oferecidos [Theodorids 2009]. Neste sentido, Theodorids (2009) evidencia que a melhoria nos sistemas de distribuição deve partir do conhecimento das necessidades dos clientes e das rotas de entregas.

2.1. O PROCESSAMENTO LOGÍSTICO NA DISTRIBUIÇÃO DE PRODUTOS

O processo de pedidos projeta o fluxo de produtos e funciona desde a geração da ordem de serviço ou pedido até o transporte para o destino final [Winkelhaus e Grosse 2020].

Os processos de pedidos e a distribuição de produtos são processos complexos, onde o tempo de resposta traz incerteza e o custo benefício é o foco principal, com isso podem ser associados à logística [Acero et al. 2019]. Entretanto, Acero (2019) destaca que atingir esses objetivos depende da flexibilidade e do melhoramento da cadeia de suprimentos, essa também ligada ao funcionamento logístico da organização.

Integrado ao funcionamento logístico, o planejamento de rotas surge como parte central quando se analisa entregas de um centro de distribuição ou unidade de varejo [Loske e Klumpp 2021]. Dessa forma, as empresas que oferecem serviços de entrega à domicílio devem se preocupar com a melhoria e manutenção do desempenho do sistema logístico para aumentar a eficiência do processamento de entregas, visando sempre o mínimo custo e tempo, explicitando então a importância da utilização da análise por meio do problema de roteamento de veículos (VRP) [Chen et al. 2015].

2.2. O PROBLEMA DE ROTEAMENTO DE VEÍCULOS

Os VRPs são problemas de distribuição logística, eles consistem em encontrar os trajetos mais rápido e econômico que visite um conjunto de clientes diferentes, sem repetição, e retornando à origem [Larsen et al. 2000]. Assim, o VRP, de maneira geral, é definido como um grafo G , direcionado ou não, onde G pode ser dado por $G = \{U, A\}$. Neste sentido, U representa os clientes, com exceção de u_0 que representa o depósito, U pode ser dado por $U = \{u_0, u_1, \dots, u_n\}$. A é o conjunto de arcos dado por $A = \{(u_i, u_j); u_i, u_j \in U, i \neq j\}$. Com isso é possível criar uma matriz que representa o custo de viagem, a matriz de custo é dada por $C = [c_{ij}]$ [Sosa et al. 2007] e [Kramer et al. 2015].

No entanto, na maioria dos casos reais existem restrições à qual deve ser aplicada ao problema, as mais comuns são a capacidade limitada dos veículos, a demanda do consumidor e o tempo requerido para a realização do serviço [Sosa et al. 2007]. Larsen (2000) ainda destaca que o tempo total das rotas, as janelas de tempo em que os serviços devem começar também, se tem ou não agendamento de tarefas são restrições comuns dentro dos VRPs. Neste sentido, existem diversos tipos de VRP, como o Problema do Caixeiro Viajante (TSP), Problema de veículo capacitado (CVRP) e Problema de Roteamento de Veículos com Janela de Tempo (VRPTW) [Assis 2007].

2.3. ALGORITMOS GENÉTICOS

As meta-heurísticas são métodos de solução que coordenam procedimentos com

estratégias de mais alto nível, de modo a trazer um processo capaz de realizar uma busca robusta no espaço de possíveis soluções de um determinado problema [Hussain 2019]. Dentre essas técnicas o Algoritmo Genético (AG) é uma das mais importantes, eles são algoritmos probabilísticos que fornecem um mecanismo de busca paralela e adaptativa baseado no princípio de sobrevivência dos mais aptos e na reprodução [Katoch et al. 2021].

Os Algoritmos Genéticos partem da visão do conceito biológico de evolução com utilização na resolução de problemas de otimização [Kramer 2017]. O AG é um dos primeiros algoritmos evolucionários baseados em população, seus principais operadores são seleção, cruzamento e mutação [Mirjalili 2019]. Nesse sentido, os algoritmos genéticos têm ganhado grande relevância nas últimas décadas tornando-se meios bem sucedidos para análise e resolução de problemas de grande aleatoriedade e fator de seleção como os VRPs, compreendendo um papel fundamental na definição de rotas dinâmicas de entrega de pedidos [Kramer 2018].

Nesse sentido, Bräysy et al. (2004) apresentou um estudo de casa que abordou o VRPTW juntamente com AG, o qual o estudo busca encontrar rotas de menor custo para pontos diversos utilizando algoritmos sequenciais melhorados por heurísticas e meta-heurísticas. Com isso, o AG é facilmente implementado com auxílio de uma heurística gulosa, onde o AG busca um bom ordenamento dos clientes enquanto a heurística constrói uma solução viável [Bräysy e Gendreau 2001]. Além disso, os autores mostram exemplos onde os operadores genéticos são utilizados para criar uma relação de precedência entre os clientes, ou seja, é desejável inserir o cliente C_i antes do cliente C_j , analisando a janela de tempo de cada entrega.

Já Alvarenga et al. (2020) apresenta um estudo de casa que abordou o Problema de Roteamento de Veículos Capacitados (CVRP) de entregas a domicílios de um supermercado no estado de Minas Gerais. Em seu trabalho, foi utilizada a meta-heurística GRASP, que objetiva amostrar repetidamente soluções estocásticas gulosas, como método de construção foi adotado o algoritmo de C&W já para refinamento foi utilizado o método de pesquisa VNS. Com isso, os resultados obtidos por neste estudo se mostraram satisfatórios, visto que a aplicação das metas-heurísticas no problema proporcionou uma diminuição na quantidade de rotas bem como uma redução de aproximadamente 34% na distância total percorrida pelos veículos, ocasionando uma economia anual de R\$ 30.000,00 (trinta mil reais).

Com intuitos semelhantes, Bittencourt et al. (2016) apresenta um estudo baseado no Problema de Roteamento de Veículos Capacitados (CVRP), no entanto, seu trabalho foi

direcionado para a determinação das rotas ótimas de entrega de um frigorífico aviário na região de Juiz de Fora – MG. Para esta modelagem, foi adotada a meta – heurística de construção por Busca Dispersa e conceitos de AG, já para o refinamento este trabalho também recorreu a procedimentos de busca local. Ao final do estudo, os autores evidenciaram que a utilização do modelo matemático em um sistema computacional proporcionou uma redução de 8,38% na distância total percorrida pelos veículos, consequentemente uma redução do tempo e do custo da realização das entregas, em comparação às rotas elaboradas manualmente pelos motoristas.

Assim, presente trabalho utiliza de metodologias apresentadas nos trabalhos anteriormente citados, como os realizados por Bräysy et al. (2004), Alvarenga et al. (2020) e Bittencourt et al. (2016). Neste trabalho, serão utilizadas três técnicas principais para resolver o problema: a heurística construtiva do vizinho mais próximo, a meta-heurística do algoritmo genético e a heurística de refinamento RNC (Reactive Neighborhood Change).

2.4. DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

Após cadastrar o artigo, o autor é convidado a carregar para o sistema de submissão um arquivo de terminação DOC ou PDF, com o texto completo. A primeira página desse manuscrito deve conter o título do artigo coincidindo exatamente com o informado quando do cadastramento. Deve, também, ser fornecido um conjunto de clientes, cada qual com uma demanda $d_i \geq 0$ de entregas, um depósito onde estão armazenadas as compras, k veículos homogêneos de capacidade Q , que farão as entregas, e um determinado tempo t em que a rota deve ser concluída. Desse modo, define-se o problema como um Problema de Roteamento de Veículos Capacitados e com Janelas de Tempo, a qual objetiva a definição de rotas de forma que os veículos de entrega devem partir do depósito e atender as demandas d_i dos clientes com o menor custo de transporte e dentro de um tempo estipulado.

Assim, o grafo direcionado $G = (V, A)$ associado ao problema possui um conjunto de vértices que representa a posição dos clientes, definido por $V = \{v_0, v_1, \dots, v_n\}$, onde v_0 é a posição do depósito, e um conjunto de arestas representando os possíveis caminhos entre os clientes, definido por $A = (v_i, v_j): v_i, v_j \in V$. Além disso, cada aresta (v_i, v_j) , com $i \neq j$, está associada a uma matriz não negativa definida por $C = [c_{ij}]$ que representa a distância, tempo ou custo entre os consumidores.

Desse modo, faz-se necessário que o modelo matemático atenda as seguintes condições:

1. Cada rota deve começar e terminar no depósito (v_0);
2. Todo cliente de $V_0 - v_0$ é visitada somente uma vez por somente um veículo;
3. A cada cliente visitado é atribuído uma demanda d_i e a soma dessas, em qualquer rota, não deve exceder a capacidade Q do veículo.
4. Todas as demandas de todos os clientes devem ser satisfeitas;
5. O tempo gasto para a realização de toda a rota $V_0 - v_0$ deve ser menor ou igual ao tempo determinado t .

3. METODOLOGIA

3.1. ABORDAGEM METODOLÓGICA

A abordagem metodológica é importante instrumento de caracterização de uma pesquisa, analisando a forma correta de obter conhecimento acima das técnicas e métodos utilizados. Prodanov (2013) divide, as pesquisas científicas em qualitativa e quantitativa ou então uma junção das duas abordagens. Com isso, o estudo realizado apresenta abordagem quantitativa, caracterizada por estudos de dados numéricos e estatísticos envolvendo grande volume de recursos tanto humanos quanto materiais e financeiros.

Para Wan (2022), método de pesquisa é um conjunto de abordagens, técnicas e procedimentos utilizados para conduzir uma investigação científica de forma sistemática, visando responder às perguntas de pesquisa e alcançar os objetivos do estudo. Nesse sentido, o presente estudo caracteriza-se como um estudo de caso, baseado na coleta e análise de dados de uma situação real, onde fatores como tempo e espaço são claramente delimitados [Gerring 2019]. Desse modo, a partir de observações sistemáticas do caso real, busca-se simular e otimizar o tempo de movimentação dos caminhões de entrega de um supermercado que constituem o nível de serviço realizado e a importância da economia do tempo, bem como de outros fatores financeiros.

Com relação ao estudo, este se classifica como aplicado, visto que gera conhecimento para a aplicação prática dirigida à solução de problemas específicos [Beins 2017]. Além disso, este utiliza como procedimento técnico a pesquisa bibliográfica, relacionado a trabalhos elaborados a partir de material já publicado [Prodanov 2013].

3.2. COLETA DE DADOS

Para uma boa simulação da situação real, é importante garantir que os dados coletados sejam precisos, atualizados e representem adequadamente as características do problema em

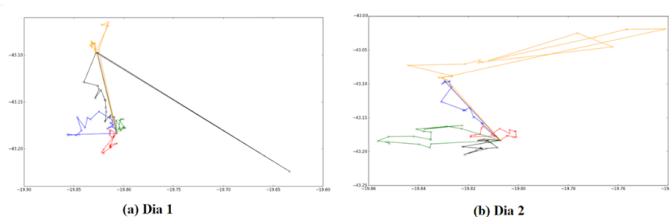
questão. O CVRP pode seguir vários caminhos, entre eles dados históricos, dados de clientes, dados de tráfego, dados geográficos e dados de veículos. O presente trabalho faz uso da busca por meio de dados históricos e dados dos veículos. Nesse caso, os dados históricos são informações referentes ao tempo de entregas anteriores e rotas realizadas, já os dados de veículo se resumem em capacidade e velocidade média do veículo em questão.

Os dados utilizados no presente estudo foram obtidos através do trabalho de Alvarenga et al, publicado no LII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional (SBPO) ocorrido em novembro de 2020 em João Pessoa - PA. Em seu trabalho, Alvarenga et al, obtiveram as rotas de entregas do supermercado de dois dias consecutivos, o qual os endereços de entregas foram coletados pelos funcionários de caixa do supermercado após o processamento das compras.

Já o planejamento das rotas, durante os dois dias, foi realizado manualmente pela equipe de entregas, neste sentido, as rotas foram divididas em três categorias, sendo 'rota de cima', 'rota central' e 'rota de baixo', onde cada uma delas compreende uma certa quantidade de bairros da cidade. Além disso, há também uma separação do período das entregas, assim, produtos que são adquiridos até às 13:00 horas do dia em questão são planejados para entrega nos períodos da tarde/noite do mesmo dia, enquanto os produtos comprados no período da tarde até o fechamento da loja são planejados para entrega na manhã do próximo dia. Vale ressaltar que não há limitação de entregas por rota e nem limite de duração da rota, no entanto o supermercado dispõe de 5 caminhões com capacidade de 160 caixas para realização das entregas.

Após os dados coletados, Alvarenga et al, utilizou da ferramenta Google Maps ® para coletar a latitude e longitude do endereço de cada cliente e do depósito e a Lei dos Haversines com um fator logístico $f = 1,395$ para encontrar as distâncias de cada rota, após a multiplicação do fator logístico obtiveram uma aproximação de 99,45% da distância real das rotas. Desse modo, as rotas realizadas durante os dois dias estudados estão apresentadas na Figura 1, onde a figura (a) é a rota realizada no dia 1, enquanto a figura (b) é a rota realizada no dia 2, os eixos x e y representam, respectivamente, latitude e longitude dos clientes e cada cor representa uma rota diferente.

Figura 1 - Rotas de entregas realizadas durante os dois dias de entrega



Fonte: Alvarenga et al (2020).

Durante os dois dias estudados, as entregas foram realizadas em 5 rotas, utilizando os 5 caminhões disponíveis, no entanto, as rotas do dia 1 contabilizaram um total de 199,55 km percorridos com capacidade de carga variando de 100 a 160 caixas. Já durante o segundo dia as rotas somaram aproximadamente 176,07 km de distância com capacidade de 160 caixas.

3.3. MODELO MATEMÁTICO

O CVRP pode apresentar diversas características que dificultam sua resolução de forma eficiente [De Sousa e Silva 2015]. Assim, segundo os autores os principais desafios e causas deste problema incluem:

- Restrições de capacidade dos veículos: Cada veículo possui uma capacidade máxima de carga, o que implica em restrições sobre a quantidade de mercadorias que podem ser entregues durante a rota. Com isso, o problema torna-se mais complexo, visto a necessidade de encontrar um equilíbrio entre a demanda dos clientes e a capacidade disponível dos caminhões de entregas.
- Variação na demanda: A demanda dos clientes pode variar ao longo do tempo, tanto em termos de quantidade de mercadorias quanto em relação às janelas de tempo preferenciais. Essa variação pode afetar a alocação dos veículos e o planejamento das rotas, nesse sentido é preciso considerar a flexibilidade necessária para lidar com essa variação.
- Restrições de distância e tempo de viagem: As rotas devem respeitar limites de distância percorrida e tempo de viagem para garantir a eficiência das entregas. Além disso, fatores como congestionamentos e restrições de tráfego também podem impactar o planejamento das rotas.
- Complexidade computacional: O problema de roteamento de veículos é considerado NP-difícil, e a adição das janelas de tempo e capacidade máxima de entregas aumentam sua complexidade computacional. Portanto, encontrar uma solução ótima para o CVRP pode ser extremamente desafiador e requer técnicas de otimização

avanzadas.

Um modelo matemático de roteamento de veículos normalmente envolve a determinação das rotas a serem seguidas pelos veículos de uma frota para atender um conjunto de clientes, considerando restrições e objetivos específicos. Sendo assim, o modelo matemático permite formalizar o problema de roteamento de veículos de forma precisa e completa, fornecendo uma estrutura que pode ser resolvida utilizando métodos de otimização matemática. No presente trabalho foi utilizado o método do Algoritmo Genético e a ferramenta de refinamento RNC conforme o modelo a seguir:

- Parâmetros:

Conjunto de bairros: $B = \{b_1, [b]_2, \dots, b_n\}$;

Conjunto de veículos: $V = \{v_1, [v]_2, \dots, [v]_n\}$;

Capacidade máxima de cada veículo: Q ;

Número máximo de veículos disponíveis: K ;

Matriz de distâncias entre os bairros: $D_([b][b'])$;

Conjunto de genes para representar as rotas: $G = \{g_1, g_2, \dots, [g]_n\}$;

Função de avaliação da qualidade das rotas: $\text{fitness}(G)$.

- Variáveis de decisão:

Variável binária $x[b][v]$ indica se o bairro b é visitado pelo veículo v (1 se visitado, 0 caso contrário);

Variável inteira $y[v][i]$ indica a ordem de visita do bairro i pelo veículo v .

- Função objetivo (Minimizar a distância total percorrida pelos veículos):

$$\text{MIN } \sum (\sum (D_([b][b']) * x_([b][v]))) \text{ para todo } b, b' \text{ em } B, v \text{ em } V \quad \text{equação 1}$$

- Restrições:

Capacidade:

$$\sum (x_([b][v])) * \text{caixa}[b] \leq Q \text{ para todo } v \text{ em } V \quad \text{equação 2}$$

Visita única:

$$\sum (x_([b][v])) \leq 1 \text{ para todo } b \text{ em } B, v \text{ em } V \quad \text{equação 3}$$

Sequenciamento:

$$(y_([v][i]) - [y]_([v][j]) + N * x_([i][v])) \leq (N-1) \text{ para todo } i, j \text{ em } B, v \text{ em } V \quad \text{equação 4}$$

onde N é o número total de bairros.

Variáveis binárias:

$$x_{\{b,v\}}, y_{[v,i]} \in \{0,1\}, \text{ para todo } i \in B, v \in V$$

3.4. FERRAMENTAS E MÉTODOS APLICADOS

A partir da identificação do problema em questão e da coleta de dados referente às entregas, foi realizado um estudo acerca das possíveis rotas de entregas que satisfazem a solução do problema utilizando da heurística construtiva de vizinho mais próximo para criação da rota inicial, meta-heurística Algoritmo Genético para encontrar as rotas ótimas e heurística de refinamento RNC para melhorar as rotas obtidas.

3.4.1. HEURÍSTICA CONSTRUTIVA DO VIZINHO MAIS PRÓXIMO

A heurística do vizinho mais próximo é um algoritmo que consiste em encontrar o caminho mais curto ao percorrer uma série de rotas, visitando cada nó apenas uma vez. Assim, a heurística parte de um nó inicial e escolhe o próximo nó mais perto não visitado para ser o segundo ponto de visita, até que o viajante tenha visitado todos os locais estipulados. Desse modo, esta heurística fornece soluções subótimas que apesar de não ter a garantia de caminho mais curto é uma estimativa inicial segura, além disso, quando aplicada a problemas com limite de capacidade, ela não permite que o veículo ultrapasse o limite pré-estabelecido. Neste sentido, apresenta-se a seguir um pseudocódigo de inicialização do modelo e aplicação da heurística do vizinho mais próximo.

3.5. META-HEURÍSTICA ALGORITMO GENÉTICO

O algoritmo genético tem o papel, inicialmente, de identificar todas as possíveis rotas que satisfazem os parâmetros e restrições adotadas. Em seguida, baseado no princípio da seleção natural, as rotas são avaliadas quanto a sua qualidade, como fatores de distância e custos, com isso, as rotas de melhor desempenho são selecionadas para reprodução, onde a junção de duas rotas selecionadas dará início a um novo conjunto de rotas, chamadas de rotas filhas, as quais serão avaliadas novamente e assim sucessivamente, a cada passo adotando parâmetros que as melhores otimizem.

A seguir é apresentado o pseudocódigo para implementação do Algoritmo Genético em Python:

Algoritmo 1: Heurística Construtiva do vizinho mais próximo

Inicialização:
 Definir conjuntos *Bairros* e *Veículos*
 Definir parâmetros Q e K
 Definir matriz de distâncias D

Modelo matemático:
 Definir variáveis de decisão $x_{[p,v]}$ e $y_{[v,j]}$
 Definir função objetivo *DistanciaTotal*
 Definir restrições *VisitOnce*, *Capacity* e *Sequencing*

Heurística construtiva do vizinho mais próximo:
 Definir conjuntos *BairrosRestantes* e *VeículosRestantes*
 Definir parâmetros *StartBairro* e *StartVeiculo*
 Para cada i de 1 até o número de bairros - 1:
 Definir conjunto *PossibleNeighbors* como os bairros restantes com pelo menos um veículo disponível
 Para cada veículo v em *VeículosRestantes*:
 Selecionar bairro b como o vizinho mais próximo do último bairro visitado por v , usando as distâncias D
 Marcar $x_{[b,v]}$ como 1 (bairro b é visitado pelo veículo v)
 Definir $v_{[v,i+1]}$ como a ordem de visita do bairro b pelo veículo v
 Remover b do conjunto *BairrosRestantes*
 Remover *StartVeiculo* do conjunto *VeículosRestante*

3.6. HEURÍSTICA DE REFINAMENTO RNC

O refinamento de Rede Neural Convolutacional (RNC) em VPR é uma abordagem que visa melhorar a precisão e eficiência dos modelos de otimização aplicados a esse tipo de problema [Vieira et al. 2022]. Dessa forma, essa ferramenta de refinamento pode ajudar a reduzir o custo total das rotas, minimizar o tempo de viagem e atender às restrições de capacidade dos veículos. Além disso, o refinamento RNC pode levar a soluções mais estáveis e robustas, que são capazes de lidar com diferentes cenários e variações nos dados de entrada proporcionando a flexibilidade necessária, haja vista a constante variação de rotas e clientes.

Desse modo, foi realizado um refinamento RNC com intuito de melhorar a solução encontrada pelo Algoritmo Genético. Abaixo é mostrado o pseudocódigo do refinamento do código do algoritmo genético em Python:

Algoritmo 2: AG

Importar biblioteca *random*

Parâmetros do algoritmo genético:
 Tamanho da população: *population_size*
 Taxa de mutação: *mutation_rate*
 Número de gerações: *num_generations*

Função de inicialização da população:
 Criar lista vazia *population*
 Para cada indivíduo na população:
 Criar um indivíduo aleatório, selecionando um veículo para cada bairro
 Adicionar o indivíduo à população
 Retornar a população

Função de avaliação fitness:
 Calcular a distância total percorrida para o indivíduo
 Retornar a distância total

Função de seleção de pais usando torneio:
 Definir tamanho do torneio: *tournament_size*
 Criar lista vazia *selected_parents*
 Para cada pai a ser selecionado:
 Selecionar aleatoriamente uma amostra do tamanho do torneio da população
 Selecionar o melhor pai com base no fitness
 Adicionar o melhor pai à lista de pais selecionados
 Retornar a lista de pais selecionados

Função de crossover usando ponto de corte:
 Selecionar um ponto de corte aleatório
 Criar dois filhos combinando as partes dos pais antes e depois do ponto de corte
 Retornar os filhos resultantes

Função de mutação:
 Para cada gene do indivíduo:
 Se um número aleatório for menor que a taxa de mutação:
 Mutar o gene selecionando um veículo aleatório
 Retornar o indivíduo mutado

Algoritmo genético:
 Inicializar a população
 Para cada geração:
 Realizar a seleção de pais
 Criar uma nova população através de crossover e mutação
 Selecionar o melhor indivíduo da população final
 Retornar o melhor indivíduo e seu valor de fitness

Execução do algoritmo genético:
 Executar o algoritmo genético e obter a melhor solução e fitness
 Imprimir o resultado

Em resumo, o refinamento é aplicado após a geração da melhor solução pelo algoritmo genético. O RNC foi utilizado para refinar a solução, ordenando os clientes em cada rota com base na saída da RNC. A arquitetura da RNC é definida na classe *ConvNet*, que consiste em uma camada de convolução, uma camada de ativação ReLU e duas camadas totalmente conectadas. A função *refine_solution* recebe a solução gerada pelo algoritmo genético.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os algoritmos propostos foram implementados em linguagem C e posteriormente convertido para Python. De acordo com Alvarenga et al (2020) apesar dos caminhões apresentarem carga limite de 160 caixas, eventualmente essa capacidade pode ser menor devido a possibilidade de alocação de produtos que não são transportados nas caixas, como: rodos, vassouras, sacos de rações, entre outros. Neste sentido, foram simulados diversos cenários onde a capacidade de carga máxima fosse menor que 160.

Os Quadros 1 e 2, a seguir, apresenta os resultados obtidos para os cenários reais e os simulados, para o primeiro e o segundo dia, respectivamente, vale ressaltar que durante o primeiro dia o mercado teve uma demanda de 87 entregas enquanto no segundo a demanda foi de 75 entregas. Assim, na primeira coluna das tabelas tem-se a situação de planejamento das rotas, a segunda coluna apresenta a capacidade de carga dos caminhões e nas duas colunas seguintes, a distância percorrida e quantidade de rotas necessárias, respectivamente.

Quadro 1 - Resultados obtidos para a demanda do dia 1

Planejamento	Capacidade de carga (caixas)		Distância percorrida (Km)		Quantidade de rotas	
	Atual	Alvarenga et al (2020)	Atual	Alvarenga et al (2020)	Atual	Alvarenga et al (2020)
Supermercado	160		156,94		5	
Cenário 1	100		156,94	160,27	5	5
Cenário 2	110		140,57	144,13	5	5
Cenário 3	120		135,70	139,15	4	4
Cenário 4	130		134,11	137,35	4	4
Cenário 5	140		130,82	133,65	3	3
Cenário 6	150		129,34	132,65	3	3
Cenário 7	160		126,71	129,83	3	3

Fonte: Autores.

Quadro 2 - Resultados obtidos para a demanda do dia 2

Planejamento	Capacidade de carga (caixas)		Distância percorrida (Km)		Quantidade de rotas	
	Atual	Alvarenga et al (2020)	Atual	Alvarenga et al (2020)	Atual	Alvarenga et al (2020)
Supermercado	160		176,07		5	
Cenário 1	100		144,30	147,75	5	5
Cenário 2	110		135,02	137,80	4	4
Cenário 3	120		129,13	131,55	4	4
Cenário 4	130		127,29	129,50	4	4
Cenário 5	140		113,41	116,30	3	3
Cenário 6	150		116,28	119,26	3	3
Cenário 7	160		112,94	116,35	3	3

Fonte: Autores.

É notório que nos dois dias analisados as rotas performaram de maneira semelhante em termos de distância percorrida e quantidade de rotas realizadas. Além disso, a simulação computacional se mostrou eficiente, visto que sua utilização pode proporcionar uma redução de aproximadamente 36% em relação às rotas criadas pelos funcionários do supermercado em ambos os dias e aproximadamente 2,5% em relação às melhores rotas obtidas por Alvarenga et al (2020).

Diante da redução da distância percorrida, é esperado também uma redução nos gastos com combustíveis e reparos dos veículos de entregas. Neste sentido, considerando um

consumo médio de 5 km/l de diesel, e uma valor de R\$ 5,05 por litro, obteve-se os valores médios gastos com combustíveis para as diferentes situações, os quais são apresentados no Quadro 3.

Quadro 3 - Gastos estimados com combustíveis

Período	Supermercado	Alvarenga et al (2020)	Cenário 7
dia 1	201,55	131,13	127,98
dia 2	177,83	117,51	114,07
Anual	69.000,00	45.000,00	44.000,00

Fonte: Autores.

Assim, é possível perceber que a simulação computacional realizada neste trabalho, pode oferecer uma economia de, aproximadamente, R\$ 25.000,00 quando comparada a solução realizada pelos funcionários e de R\$ 1.000,00 quando comparada a solução encontrada por Alvarenga et al (2020).

5. CONCLUSÃO

Considerando os resultados obtidos nas simulações e comparações realizadas, pode-se concluir que os algoritmos propostos, mostraram-se eficientes no planejamento das rotas de entrega do supermercado. A aplicação das técnicas meta-heurísticas, como a heurística do vizinho mais próximo e o algoritmo genético, contribuiu significativamente para a redução tanto do número de rotas quanto da distância total percorrida pelos veículos de entrega. Os cenários simulados, considerando capacidades de carga menores que 160, também apresentaram resultados promissores, demonstrando a capacidade do modelo em otimizar as rotas mesmo diante de restrições de capacidade.

Portanto, com base nessas considerações, os métodos heurísticos empregados nesse estudo se mostraram eficazes e promissores para o problema de otimização de rotas de entregas em um supermercado. A utilização dessas técnicas pode proporcionar uma redução significativa nos custos operacionais, ao minimizar a distância percorrida e o número de rotas necessárias, contribuindo para uma gestão mais eficiente e sustentável do processo logístico. Para uma análise mais abrangente, sugere-se a investigação de períodos mais longos, como uma semana inteira, e a análise de diferentes semanas do mês para uma melhor compreensão e projeção dos resultados.

REFERÊNCIAS

- ACERO, Raquel et al. Value stream analysis in military logistics: The improvement in order processing procedure. *Applied Sciences*, v. 10, n. 1, p. 106, 2019.
- ALVARENGA, J C; OLIVEIRA, F, B; FONSECA, G, H, G. Aplicação de técnicas meta-heurísticas em um problema real de otimização de rotas de entregas de um

- supermercado. LII Simpósio Brasileiro de pesquisa operacional. João Pessoa, PB, nov, 2020.
- BARBOSA-PÓVOA, Ana Paula; DA SILVA, Cátia; CARVALHO, Ana. Opportunities and challenges in sustainable supply chain: An operations research perspective. *European Journal of Operational Research*, v. 268, n. 2, p. 399-431, 2018.
- BRÄYSS, Olli; DULLAERT, Wout; GENDREAU, Michel. Evolutionary algorithms for the vehicle routing problem with time windows. *Journal of Heuristics*, v. 10, p. 587-611, 2004.
- CHAVES, A. A. Heurísticas Híbridas com Busca através de Agrupamentos para o Problema do Caixeiro Viajante com Coleta de Prêmios. São José dos Campos: INPE, 2005.
- CHEN, Xiaojia; LI, Ying; HU, Tao. Solving the supermarket shopping route planning problem based on genetic algorithm. In: 2015 IEEE/ACIS 14th International Conference on Computer and Information Science (ICIS). IEEE, 2015.
- CHRISTOPHER, Martin. New directions in logistics. In: *Global logistics and distribution planning*. Routledge, 2018. p. 27-38.
- CRUZ, RAPHAEL CARLOS; SOUZA, M. J. F.; MINE, M. T. Roteamento de veículos com coleta e entrega simultânea: uma abordagem heurística-parte II. Relatório técnico, Universidade Federal de Ouro Preto, Relatório Técnico do Programa Institucional de Bolsas de Iniciação Científica do CNPq-PIBIC/CNPq, 2012.
- DE SOUSA, Welton TM; SILVA, Carlos A. Um Algoritmo Evolutivo Baseado em Chaves Aleatórias Viciadas Aplicado ao Problema de Roteamento de Veículos com Janelas de Tempo. *Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics*, v. 3, n. 1, 2015.
- FERREIRA, Vanessa de Oliveira. Uma abordagem heurística para o problema de roteamento de veículos com designação de entregadores extras. 2010.
- GERRING, John. Pesquisa de estudo de caso: princípios e práticas. Editora Vozes, 2019.
- HOLZAPFEL, Andreas; KUHN, Heinrich; STERNBECK, Michael G. Product allocation to different types of distribution center in retail logistics networks. *European Journal of Operational Research*, v. 264, n. 3, p. 948-966, 2018.
- HUSSAIN, Kashif et al. Metaheuristic research: a comprehensive survey. *Artificial intelligence review*, v. 52, p. 2191-2233, 2019
- KAIN, Ravi; VERMA, Ajay. Logistics management in supply chain—an overview. *Materials today: proceedings*, v. 5, n. 2, p. 3811-3816, 2018.
- KATOCH, Sourabh; CHAUHAN, Sumit Singh; KUMAR, Vijay. A review on genetic algorithm: past, present, and future. *Multimedia Tools and Applications*, v. 80, p. 8091-8126, 2021.
- KRAMER, Oliver; KRAMER, Oliver. *Genetic algorithms*. Springer International Publishing, 2017.
- LARSEN, Allan; MADSEN, OB O problema de roteamento dinâmico de veículos. 2000. Tese de Doutorado. Instituto de Modelagem Matemática, Universidade Técnica da Dinamarca.
- LOSKE, Dominic; KLUMPP, Matthias. Human-AI collaboration in route planning: An empirical efficiency-based analysis in retail logistics. *International Journal of Production Economics*, v. 241, p. 108236, 2021.
- MIRJALILI, Seyedali; MIRJALILI, Seyedali. Genetic algorithm. *Evolutionary Algorithms and Neural Networks: Theory and Applications*, p. 43-55, 2019.
- PRODANOV, Cleber Cristiano. Metodologia do trabalho científico [recurso eletrônico]: métodos e técnicas da pesquisa e do trabalho acadêmico / Cleber Cristiano Prodanov, Ernani Cesar de Freitas. – 2. ed. – Novo Hamburgo: Feevale, 2013.
- REIS, Priscila Remzetti Regis et al. Logística Empresarial como Estratégia Competitiva: caso do centro de distribuição da AMBEV. 2004.
- SANTOS, Alysson Vinícius Neves dos; FELIX, Leonardo Bonato; VIEIRA, José Geraldo Vidal. Estudo da logística de distribuição física de um laticínio utilizando lógica fuzzy.

Production, v. 22, p. 576-583, 2012.

SOSA, Nélida Gladys Maquera; GALVÃO, Roberto Diéguez; GANDELMAN, Dan Abensur. Algoritmo de busca dispersa aplicado ao problema clássico de roteamento de veículos.

Pesquisa Operacional, v. 27, p. 293-310, 2007.

VIEIRA, Naiara Helena et al. Uma heurística il para a resolução do problema de roteamento de veículos com frota heterogênea. Revista Latino-Americana de Inovação e Engenharia de Produção, v. 10, n. 17, p. 63-77, 2022.

WAN, Muchun. Research methods. In: CSR Image Discursive Construction of Banks and the Effects on Capital Markets: Comparative Study of China and US. Singapore: Springer Nature Singapore, 2022. p. 69-86.

WIELAND, Andreas; DURACH, Christian F. Two perspectives on supply chain resilience. Journal of Business Logistics, v. 42, n. 3, p. 315-322, 2021.

WINKELHAUS, Sven; GROSSE, Eric H. Logistics 4.0: a systematic review towards a new logistics system. International Journal of Production Research, v. 58, n. 1, p. 18-43, 2020.