

BUSCA TABU E O PROBLEMA DA ROTEIRIZAÇÃO DE VEÍCULOS: OTIMIZAÇÃO DE CUSTOS DE TRANSPORTE EM UM CENÁRIO COM FROTA HETEROGÊNEA, MÚLTIPLOS ARMAZÉNS E DIVISÃO DE ENTREGAS

Leandro José Tranzola Santos

São Paulo - SP

leandro.tranzola@gmail.com

Raphael Gonzaga Duarte

Universidade de São Paulo - USP

R. da Reitoria, 374 - Butantã, São Paulo - SP, CEP: 05508-220

phduart@yahoo.com.br

Jacira Salete Vieira dos Santos Bernardi

Universidade Federal do Paraná - UFPR

Rua XV de Novembro, 1299, Centro, Curitiba – PR - CEP 80.060-000

jacira.bernardi@ufpr.br

Igor Pinheiro de Araújo Costa

Centro de Análises de Sistemas Navais

Rua da Ponte, Ed. 23 do AMRJ – Centro, Rio de Janeiro - RJ - CEP: 20091-000

costa_igor@id.uff.br

Miguel Ângelo Lellis Moreira

Centro de Análises de Sistemas Navais

Rua da Ponte, Ed. 23 do AMRJ – Centro, Rio de Janeiro - RJ - CEP: 20091-000

miguellellis@hotmail.com

Marcos dos Santos

Universidade Federal Fluminense – UFF

Rua Passo da Pátria, 156, Bloco D - Niterói, RJ, CEP: 24210-240

marcosdossantos_doutorado_uff@yahoo.com.br

RESUMO

Este estudo desenvolve e implementa um algoritmo de Busca Tabu (BT) para resolver o Problema de Roteamento de Veículos (PRV) e minimizar os custos de transporte de um *e-commerce* de suprimentos para fabricação de velas. O problema envolve atender 67 clientes a partir de quatro depósitos distintos, utilizando uma frota heterogênea com três tipos diferentes de caminhões. O algoritmo alcançou uma redução de 19,1% nos custos totais de transporte, apesar de utilizar mais caminhões e aumentar a quilometragem total em comparação com a abordagem utilizada pela empresa. A nova solução prioriza caminhões menores e mais eficientes, resultando em uma maior taxa média de utilização de peso (de 61,7% para 69,3%). A análise de sensibilidade indicou que a composição atual da frota era ideal para o contexto operacional da empresa. O estudo sugere integração futura com técnicas de empacotamento tridimensional de caixas para aumentar a eficiência do carregamento de veículos.

KEYWORDS. Busca Tabu. Problema de Roteamento do Veículo. Frota heterogênea.

L&T – Logística e Transporte. **MH** – Metaheurísticas

ABSTRACT

This study develops and implements a Tabu Search (TS) algorithm to address the Multi-Depot Vehicle Routing Problem with Time Windows, Capacities, and Split Deliveries (MD-VRPTWCD) to minimize transportation costs for an e-commerce business distributing candle-making supplies. The problem involves serving 67 customers from four distinct depots, utilizing a heterogeneous fleet of three types of trucks, each with unique weight capacities and cost structures. The algorithm achieves a 19.1% reduction in total transportation costs despite utilizing more trucks and increasing overall mileage compared to the company's previous greedy heuristic approach. The new solution prioritizes smaller, more efficient trucks, resulting in a higher average weight utilization (69.3% up from 61.7%). Sensitivity analysis with alternative lighter truck types indicated that the current fleet composition was optimal for the company's operational context. The study suggests future integration with 3D bin packing techniques to further enhance vehicle loading efficiency.

KEYWORDS. Tabu Search. Vehicle Routing Problem. Heterogeneous Fleet.

L&T – Logistics and Transportation. MH – Metaheuristics

1. Introdução

Os custos de transporte variam de 5% a 20% do valor das mercadorias transportadas, dependendo do modo de transporte – rodoviário, aéreo, ferroviário – e do tipo de produto transportado – mercadorias de baixo valor, como madeira, ou itens mais valiosos, como dispositivos eletrônicos [Redding & Turner, 2015]. Huang e Bronnenberg [2023] demonstraram que, por um lado, as compras online representam uma fonte significativa de economia de custos de transporte para o consumidor; por outro lado, a empresa arca com esses custos. No caso das empresas de *e-commerce*, os custos associados à "última milha" (ou *last mile*, em inglês) – a distância entre o cliente final e a loja, que tradicionalmente é feita pelo consumidor – tornam-se ainda mais significativos, pois representam uma parcela maior dos custos totais [Muñoz-Villamizar et al., 2021].

Em um ambiente altamente competitivo, as empresas devem se esforçar para desenvolver estratégias para alcançar custos de transporte ideais ou quase ideais, mantendo a alta satisfação do cliente. A Pesquisa Operacional (PO) fornece métodos para que as empresas atinjam esses objetivos por meio de modelos de otimização ou heurísticas. Ambos envolvem o desenvolvimento de modelos matemáticos que representam os cenários que estão sendo avaliados. No entanto, enquanto os modelos de otimização oferecem uma solução ótima para um problema, as heurísticas fornecem uma solução quase-ótima para cenários em que a solução ótima é inviável [Winston, 2003].

O Problema de Roteamento de Veículos (PRV) é um dos modelos que pode melhorar os custos de transporte, determinando as rotas de entrega mais econômicas. O PRV tem sido estudado há décadas e aplicado a cenários da vida real; assim, diversas extensões desse problema foram propostas na literatura [Bala et al., 2018]. Cada variação visa resolver um problema específico, como o Problema de Roteamento de Veículos Capacitados (PRVC), onde os veículos têm uma capacidade de carga limitada e o objetivo é normalmente minimizar a distância ou o custo total, sujeito a atender à demanda do cliente sem exceder a capacidade do veículo [Kasanah et al., 2022], o Problema de Roteamento de Veículos Capacitados e Divisão de Entregas (PRVCDE), que é uma variante do PRVC clássico, onde as demandas do cliente podem ser satisfeitas por vários veículos, em vez de exigir um único veículo por cliente [Belfiore & Yoshida Yoshizaki, 2009], o Problema de Roteamento de Veículos com Janela de Atendimento (PRVJA), no qual cada cliente deve ser atendido dentro de um intervalo de tempo especificado. Os veículos devem respeitar essas janelas, e chegar cedo ou atrasado pode incorrer em custos ou penalidades adicionais [Belfiore & Fávero, 2007], o Problema de Roteamento de Veículos com Minimização do Tempo Ocioso (PRVMT0),

que se concentra em minimizar o tempo ocioso dos veículos – períodos em que os veículos estão inativos, em espera ou não são efetivamente utilizados durante suas rotas [Çam & Sezen, 2020] e, mais recentemente, o Problema de Roteamento de Veículos Elétricos (PRVE), relativo a rotas que devem ser otimizadas considerando as capacidades da bateria de EV, locais de estações de carregamento, tempos de carregamento e restrições de energia relacionadas [Kucukoglu et al., 2021]. Soluções ótimas ou exatas para o VRP e suas variações podem ser alcançadas por meio de modelos de Programação Linear (PL) e Programação Linear Inteira Mista (PLIM), desde que o número de veículos e pontos de coleta/entrega seja relativamente pequeno. No entanto, o tempo e os recursos computacionais exigidos para resolver o VRP aumentam exponencialmente à medida que o número de variáveis cresce linearmente; portanto, esses problemas são considerados NP-difíceis [Cordeau & Maischberger, 2012].

Problemas NP-difíceis, como o PRV, podem ser resolvidos quase otimamente com modelos heurísticos e têm sido intensamente aplicados para resolver cenários do mundo real com retornos financeiros significativos para empresas/usuários. Exemplos de heurísticas aplicadas ao problema aqui apresentado são o Algoritmo de Busca Tabu, Algoritmo de Pesquisa de Dispersão, Método do Vizinho Mais Próximo, Método de Varredura e Algoritmo Genético, entre outros [Liu et al., 2023].

Neste estudo, a linguagem de programação Python foi usada para desenvolver um algoritmo de Busca Tabu (BT) para resolver o Problema de Roteamento de Veículos Capacitados com Múltiplos Depósitos e Janela de Atendimento e Divisão de Entrega (PRVCMDJADE) e reduzir os custos de transporte de uma empresa de *e-commerce* que vende suprimentos para fabricação de velas, como cera, óleos perfumados e recipientes de vidro. A empresa possui quatro depósitos que atendem centenas de clientes entregando produtos em três tipos diferentes de caminhões (cada caminhão tem diferentes capacidades de peso e volume). Os custos de transporte compreendem o custo fixo da viagem por trajeto e o custo variável por quilômetro, que variam de acordo com o tipo de caminhão.

Metaheurísticas, que, como originalmente concebidas, são técnicas de solução que integram sistematicamente procedimentos de melhoria local com estruturas estratégicas de nível superior, resultando em processos capazes de escapar efetivamente dos ótimos locais e explorar completamente espaços de solução complexos [Gendreau & Potvin, 2010]. Uma metaheurística amplamente adotada é a Busca Tabu (BT), introduzida por Glover em 1989 [Glover, 1989], que visa aprimorar as técnicas de busca local para contornar as limitações impostas pelos ótimos locais, incorporando memória de curto prazo, projetada para evitar a reversão de movimentos de busca recentes, e memória baseada em frequência de longo prazo destinada a reforçar componentes de solução promissores. Fundamentalmente, a BT estende a pesquisa local convencional, permitindo movimentos exploratórios que degradam temporariamente a qualidade da solução, permitindo que o processo de pesquisa escape dos ótimos locais. Para evitar ciclos repetitivos, o método emprega componentes de memória estruturados conhecidos como listas tabu, que registram o histórico recente de exploração. A BT representa uma estratégia eficaz para lidar com problemas de otimização combinatória, como o PRV, o caixeiro viajante, o sequenciamento do fluxo da oficina de trabalho, entre outros [Glover, 1990].

O algoritmo implementado neste estudo busca reduzir os custos de transporte, determinando o número mínimo de cada tipo de caminhão necessário para atender todos os clientes dentro de sua janela de tempo operacional diária. Para atingir esse objetivo, o algoritmo leva em conta as restrições de peso dos caminhões e define as rotas mais eficientes a serem seguidas por esses caminhões (cada rota determina quais clientes específicos serão atendidos e em que ordem).

A BT foi sucessivamente implementada e documentada na literatura ao longo das décadas e continua relevante. Vários estudos recentes avançaram significativamente as aplicações do PRV, demonstrando ganhos notáveis em diversos cenários. Kirci [2016] aplicou um método de BT a problemas de roteamento de veículos com janelas de atendimento cujos resultados apresentaram reduções significativas nos custos de entrega e emissões de CO₂, aumentando diretamente a eficiência operacional do gerenciamento logístico. Uma análise comparativa entre a heurística do vizinho mais próximo e a heurística de Busca Tabu para o PRVC revelou que a BT reduziu a

distância total de viagem em aproximadamente 10%, enfatizando sua eficiência superior para cenários práticos de distribuição [Masudin et al., 2019]. No contexto da logística verde, uma solução metaheurística que aborda o Problema de Roteamento de Veículos Verdes com Janelas de Atendimento (PRVVJA) para entrega de pizza superou significativamente os métodos tradicionais, como pesquisa de vizinhança variável, diminuindo efetivamente as distâncias de viagem, o uso de energia e as emissões [Prakash & Pushkar, 2024].

A relevância dos algoritmos de BT para a solução de problemas atuais pode ser destacada por estudos recentes envolvendo a aplicação dessa metaheurística. O Problema de Roteamento de Veículos Incorporados (PRVI) proposto para logística agrícola de terceiros envolvendo caminhões multifuncionais alcançou uma redução substancial da complexidade computacional – aproximadamente 100 vezes – enquanto manteve soluções quase ótimas dentro de uma lacuna de otimização de 6,2% [Krityakierne et al., 2024]. Um algoritmo de BT introduzido por [Firda et al., 2024] na distribuição de água potável em Bandung, Indonésia, envolvendo o PRV com várias viagens e entrega-coleta simultânea, alcançou uma redução de 11,22% nos custos totais de distribuição em comparação com as práticas existentes. Zhang e Li [2024] desenvolveram um modelo de propagação epidêmica a partir de um algoritmo de BT híbrida para distribuição de medicamentos da cadeia de produtos resfriados em condições epidêmicas, principalmente no contexto do COVID-19 em Chongqing, China. O algoritmo conseguiu minimizar os tempos de viagem e os riscos de transmissão do vírus, melhorando substancialmente a segurança e a eficiência da logística crítica de saúde.

Ao comparar os resultados do algoritmo da BT recomendado nesse estudo com os resultados reais da empresa para o cenário estudado, calculamos a redução nos custos totais de transporte em 19,1%. O resultado foi atingido alterando a configuração da frota de caminhões de moda a utilizar caminhões menores e mais econômicos.

O restante deste estudo está estruturado da seguinte forma: a Seção 2 apresenta o problema, descreve as etapas do algoritmo e apresenta a formulação matemática; A Seção 3 detalha os dados usados no problema e apresenta os resultados experimentais, bem como os resultados da análise de sensibilidade; na Seção 4, a conclusão é discutida e sugestões para possíveis pesquisas futuras são feitas.

2. Metodologia e Modelagem

A empresa de suprimentos para fabricação de velas forneceu os dados utilizados para validar o algoritmo proposto nesta pesquisa e os indicadores numéricos de suas operações de transporte.

O algoritmo apresentado neste estudo aborda um problema logístico complexo envolvendo o Roteamento de Veículos (PRV) com o objetivo de minimizar os custos totais de transporte. Dada a complexidade combinatória e a escala prática do problema, uma metaheurística de Busca Tabu é implementada para abordar o Problema de Roteamento de Veículos Capacitados com Múltiplos Depósitos e Janela de Atendimento e Divisão de Entrega (PRVCM DJADE). A BT é uma metaheurística baseada em pesquisa local que explora o espaço da solução movendo-se iterativamente da solução atual para uma solução vizinha. Para evitar o ciclo e facilitar a fuga dos ótimos locais, a BT utiliza uma estrutura de memória conhecida como lista tabu, que proíbe certos movimentos por um período especificado.

Inicialmente, os dados do cliente e dos armazéns – incluindo localizações geográficas, janelas de atendimento, tempos de serviço, demanda por produto e estoques dos armazéns – são processados. Os clientes são atribuídos aos armazéns mais próximos com base nas distâncias euclidianas. Usando um algoritmo *Sweep*, os clientes associados a cada depósito são agrupados em rotas iniciais, considerando as capacidades dos caminhões.

As etapas do algoritmo de BT utilizado nesse estudo são:

a. Solução inicial

O algoritmo começa construindo uma solução viável inicial. Isso é alcançado por meio de uma heurística construtiva. Nesta implementação, é utilizada uma variante do Algoritmo de

Varredura (*Sweep Algorithm* em inglês), que agrupa os clientes por armazém e por dia com base em sua posição angular em relação a um armazém e forma rotas iniciais, considerando a demanda diária e as restrições básicas de viabilidade.

b. Estrutura e Mudanças de Vizinhaça

O processo de pesquisa navega no espaço da solução movendo-se entre soluções vizinhas. Uma vizinhaça é definida por um conjunto de movimentos permitidos que transformam uma solução em outra. A BT implementada considera os seguintes tipos de movimentos, aplicados a rotas individuais dentro de um plano de vários dias:

- Mover cliente (*relocate*): realocar um cliente de sua posição atual em uma rota para uma nova posição em outra rota no mesmo dia.
- Trocar clientes (*swap*): Trocar as posições de dois clientes, seja dentro da mesma rota ou entre duas rotas diferentes no mesmo dia.
- Alterar tipo de caminhão (*change-vehicle*): Reatribuir um tipo de caminhão diferente a uma rota entre as opções disponíveis, desde que a rota permaneça viável com o novo caminhão.

Cada movimento aplicado resulta em uma solução vizinha, que é aceita para avaliação apenas se viável, isto é, se respeitar todas as restrições: capacidade de peso e volume; janelas de tempo rígidas, calculando horários com velocidade e tempo de serviço; no máximo 2 entregas por cliente/dia; disponibilidade diária de frota por tipo.

c. Avaliação de custos

A qualidade de uma solução é avaliada usando uma função de custo. O custo total de um plano de vários dias é a soma dos custos de todas as rotas individuais ao longo do horizonte de planejamento. O custo de cada rota é calculado com base no custo fixo por viagem de cada tipo de caminhão atribuído e um custo variável proporcional à distância percorrida e ao custo do caminhão por quilômetro.

d. Lista Tabu e Critério de Aspiração

Para evitar que o algoritmo visite repetidamente as mesmas soluções, uma lista tabu é mantida. Quando um movimento é executado, o inverso desse movimento é adicionado à lista tabu para um número fixo de 10 iterações (*tabu tenure* igual a 10), o que impede que ele seja executado, exceto se o movimento atingir o critério de aspiração especificado – neste caso, apresentar uma função de custo menor que a atual.

e. Processo de busca

O algoritmo de BT explora iterativamente o espaço da solução da seguinte maneira:

1. A partir da solução atual, gera um conjunto de soluções vizinhas aplicando os operadores de movimentação definidos.
2. Avalia o custo de cada solução vizinha, considerando as restrições de viabilidade e as penalidades associadas.
3. Seleciona o melhor vizinho que não é tabu, ou o melhor vizinho que é tabu, mas satisfaz o critério de aspiração.
4. Move para o vizinho selecionado, que se torna a nova solução atual.
5. Atualiza a lista tabu adicionando o inverso do movimento realizado e diminuindo o tempo de permanência dos movimentos tabu existentes.
6. Se a nova solução atual for melhor do que a melhor solução encontrada até agora, atualiza a melhor solução.
7. Repete as etapas de 1 a 6 até que um número máximo de iterações seja atingido – neste caso, 100 iterações – ou nenhuma melhoria seja observada para um determinado número de iterações – neste caso, 12 iterações.
8. O algoritmo termina quando o critério de parada na etapa 7 é satisfeito e a melhor solução viável encontrada em todo o processo de pesquisa é retornada.

A formulação matemática do algoritmo utilizado neste estudo é a seguinte:

Função objetivo:

$$\text{Min} \sum_{d \in D} \sum_{k \in K} \sum_{t \in T} \left[\text{trip}_k * \sum_{c \in C} y_{cdkt} + \text{cost}_k * \sum_{i,j \in C \cup d} d_{ij} * z_{ijkdt} \right] \quad (1)$$

Sujeito a:

$$\sum_{d \in D} \sum_{k \in K} x_{cdkpt} = \text{dem}_{cpt}, \forall c \in C, p \in P, t \in T \quad (2)$$

$$\sum_{c \in C} \sum_{p \in P} \text{weight}_p * x_{cdkpt} \leq \text{cap}_k * \sum_{c \in C} y_{cdkt}, \forall d \in D, k \in K, t \in T \quad (3)$$

$$\sum_{c \in C} \sum_{p \in P} \text{vol}_p * x_{cdkpt} \leq \text{vol}_k * \sum_{c \in C} y_{cdkt}, \forall d \in D, k \in K, t \in T \quad (4)$$

$$\text{ArrivalTime}_c = \text{departureTime}_{\text{prev}} + d_{\text{prev},c} / \text{speed} + \text{serviceTime} \quad (5)$$

$$TW_c^{\text{start}} \leq \text{ArrivalTime}_c \leq TW_c^{\text{end}}, \forall c \in C, t \in T \quad (6)$$

$$\sum_{d \in D} \sum_{k \in K} y_{cdkt} \leq \text{MAX}_{\text{DEL}}, \forall c \in C, t \in T \quad (7)$$

$$\sum_j z_{ijkdt} = \sum_j z_{jikdt}, \forall i \in C, d \in D, k \in K, t \in T \quad (8)$$

$$\sum_{c \in C} y_{cdkt} \leq \text{avail}_k, \forall d \in D, k \in K, t \in T \quad (9)$$

$$x_{cdkpt} \geq 0 \text{ integer}; y_{cdkt}, z_{ijkdt} \in 0,1 \quad (10)$$

onde:

- Conjuntos e índices:

D : Conjunto de armazéns d

C : Conjunto de clientes c

T : Conjunto de t dias no horizonte de planejamento

K : Conjunto de tipos de caminhões k

P : Conjunto de produtos p

- Parâmetros:

d_{cd} : Distância (km) entre o cliente c e o armazém d

dem_{cpt} : Demanda de produto p pelo cliente c no dia t

cap_k : Capacidade de peso do caminhão tipo k

vol_k : Capacidade de volume do caminhão tipo k

trip_k : Taxa de viagem fixa do caminhão tipo k

cost_k : Custo por km do caminhão tipo k

weight_p : Peso de um palete de produto p

vol_p : Volume de um palete de produto p

avail_k : Número disponível de caminhões do tipo k

$TW_c^{\text{start}}, TW_c^{\text{end}}$: Início e fim da janela de serviço para o cliente c

MAX_{DEL} : Máximo de entregas por cliente por dia (=2)

Speed : Velocidade de deslocamento (50km / h)

serviceTime : duração do serviço (12 minutos por cliente)

- Variáveis de decisão:

$x_{cdkpt} \in \mathbb{Z}_+$: Número de paletes do produto p entregues ao cliente c do armazém d no dia t pelo caminhão tipo k

$y_{cdkt} \in 0,1$: 1 se pelo menos um caminhão do tipo k sair do armazém d para servir o cliente c no dia t ; 0 caso contrário

$z_{ijkdt} \in 0,1$: 1 se um caminhão do tipo k viajar pelo arco (i,j) no dia t partindo do armazém d ; 0 caso contrário

A equação (1) representa a função objetivo e busca a minimização dos custos totais de transporte. Ele contém dois termos; o primeiro termo compreende os custos fixos – uma taxa fixa para cada rota em que um caminhão do tipo k inicia – e o segundo termo compreende os custos variáveis – o custo proporcional à distância incorrido quando um caminhão do tipo k atravessa cada arco (i,j) . A equação (2) garante que a demanda de cada cliente por cada produto em cada dia seja atendida exatamente pela soma de paletes entregues de todos os depósitos e tipos de caminhões. A equação (3) garante que, para cada rota, o peso total de todos os paletes carregados em caminhões do tipo k não exceda a capacidade de peso desse caminhão. A equação (4) impõe que o volume total de todos os paletes em cada rota se encaixe na capacidade cúbica do caminhão k correspondente. As equações (5) e (6) modelam os tempos de viagem e serviço para que cada chegada de entrega ao cliente c esteja dentro de sua janela inicial e final prescrita. A equação (7) restringe cada cliente a no máximo duas entregas separadas por dia, evitando a fragmentação excessiva da demanda. A equação (8) garante a continuidade da rota, exigindo que, em cada nó do cliente, o número de arcos de entrada seja igual ao número de arcos de saída para cada tipo de caminhão e dia. A equação (9) vincula variáveis de rota para que cada partida do armazém d para um determinado tipo de caminhão corresponda a um retorno, e ambas contam para a decisão de custo fixo. Por fim, a equação (10) limita o número total de rotas atribuídas a caminhões de cada tipo por dia pelo estoque disponível da frota.

3. Estudo de caso

O problema do estudo de caso é descrito nesta seção, juntamente com a implementação do algoritmo proposto, discussão subsequente dos resultados experimentais e uma comparação com números reais alcançados pela empresa no mesmo cenário. Por fim, a análise de sensibilidade é realizada para entender melhor como uma seleção diferente de tipos de veículos pode afetar os custos totais de transporte.

3.1. Descrição do problema

O problema em consideração aqui é um cenário enfrentado por uma empresa de suprimentos para fabricação de velas que vende produtos como cera, óleos perfumados e recipientes de vidro online. A empresa não possui loja física, mas possui quatro centros de distribuição/armazéns de onde os produtos são enviados aos clientes finais. Os produtos são entregues por uma frota de caminhões de três tipos diferentes e são carregados nos caminhões em paletes completos do mesmo produto; assim, produtos diferentes não podem ser misturados no mesmo palete, mas paletes de produtos diferentes podem ser misturados no caminhão de entrega. Os caminhões não podem carregar mais peso do que sua capacidade de peso.

A empresa deve atender as demandas de 67 clientes ao longo de uma semana (cinco dias úteis) – cada cliente tem demandas de produtos diferentes todos os dias e só pode receber duas entregas por dia dentro de sua janela de atendimento operacional.

A Tabela 1 mostra o peso e o volume dos paletes de cada tipo de produto.

Tabela 1. Peso e volume de cada tipo de palete de produto vendido pela empresa

Produto	Peso (kg)	Volume (cm3)
Produto A	360	800.000
Produto B	432	1.440.000
Produto C	60	1.000.000

A Tabela 2 mostra a capacidade de peso e a capacidade de volume de cada tipo de caminhão, assim como seus custos.

Tabela 2. Capacidade de peso e volume, e custos de cada tipo de caminhão da frota da empresa

Tipo de caminhão	Capacidade de peso (kg)	Capacidade de volume (cm ³)	Taxa de viagem (\$)	Custo por km (\$)
1	3.000	28.952.000	\$ 813,91	\$ 2,28
2	5.000	51.688.000	\$ 917,73	\$ 2,23
3	11.000	58.240.000	\$ 1.066,64	\$ 2,79

Embora as demandas dos clientes possam ser totalmente atendidas, cada depósito tem diferentes restrições de estoque em relação ao tipo de produto e quantidades de paletes disponíveis. Essas restrições são apresentadas na Tabela 3.

Tabela 3. Tipo de produto e quantidades fornecidas pelos armazéns

	Produto A	Produto B	Produto C
Depósito I	835	0	0
Depósito II	364	109	3.025
Depósito III	0	592	0
Depósito IV	81	418	1.309
Total	1.280	1.119	4.334

A distância média e o desvio-padrão entre os clientes finais e os armazéns da empresa são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4. Distância média e desvio-padrão entre clientes e armazéns

	Armazém 1	Armazém 2	Armazém 3	Armazém 4
Distância média (km)	31,4	27,7	28,3	28,5
Desvio-padrão (km)	13,0	11,1	11,0	13,9

Além disso, a empresa precisa respeitar as janelas de entrega exigidas pelos clientes e as entregas não podem ser feitas fora dessas janelas. Cada cliente tem apenas uma janela de entrega durante o dia e há quatro janelas diferentes dentre todos os clientes: sete clientes possuem a janela de entrega entre as 04:00 e as 09:00 horas; 20 clientes, entre 06:00 e 11:00 horas; 25 clientes, entre 09:00 e 14:00 horas; nove clientes, entre 12:00 e 17:00 horas; e seis clientes, entre 18:00 e 23:00 horas.

Atualmente, a empresa usa um algoritmo do tipo Heurística Gulosa (HG) – ou *Greedy Heuristic* (GH) em inglês – simples para gerar as rotas de entrega e os produtos que serão carregados em cada caminhão. Uma HG é uma abordagem que toma decisões localmente ótimas em cada etapa sem reconsiderar as escolhas anteriores, visando uma solução eficiente que pode não ser necessariamente globalmente ótima, mas muitas vezes fornece resultados satisfatórios rapidamente. Embora útil em cenários menos complexos, essa heurística não é a mais eficiente para lidar com as nuances e restrições de negócios e alcançar os custos mais baixos; assim, a empresa buscou diferentes modelos para melhorar suas operações de transporte e gerar economia financeira [Cormen et al., 2022].

3.2. Resultados experimentais

Os experimentos computacionais foram realizados em um computador Intel i5-10300H com quatro núcleos, 2.5 GHz, com 16 GB de memória RAM e sistema operacional Windows 11. O algoritmo foi estruturado em um ambiente Python 3.11 utilizando as bibliotecas Pandas 2.1 e NumPy 2.2 e um tempo total médio de execução de 7.380 segundos.

Conforme apresentado na Tabela 5, o Produto C representa 64,4% da demanda total, enquanto os Produtos A e B representam 19,0% e 16,6%, respectivamente. Quanto à demanda

diária total, o dia 4 teve a maior demanda – 28,2% – enquanto o dia 1 teve a menor demanda – 9,6%.

Tabela 5. Demanda mínima, máxima e total por produto por dia

		Produto A	Produto B	Produto C
Dia 1	Demanda máxima	6	7	18
	Demanda mínima	0	0	0
	Demanda total	104	91	453
Dia 2	Demanda máxima	9	14	34
	Demanda mínima	0	0	0
	Demanda total	230	201	826
Dia 3	Demanda máxima	14	17	33
	Demanda mínima	0	0	0
	Demanda total	293	255	771
Dia 4	Demanda máxima	17	21	50
	Demanda mínima	0	0	0
	Demanda total	360	317	1.223
Dia 5	Demanda máxima	14	17	42
	Demanda mínima	0	0	0
	Demanda total	293	255	1.061
Total	Demanda total	1.280	1.119	4.334

A Tabela 6 contém uma comparação entre a solução da empresa e o resultado do algoritmo de BT desenvolvido neste estudo. Embora a saída do algoritmo de BT tenha 16 caminhões a mais do que a solução da empresa e percorrido 2.064 quilômetros a mais, o primeiro mostrou uma redução geral de custos de 19,1% - \$82.039,83. A composição da frota também mudou, já que a solução da empresa era composta por 40,9% de caminhões tipo 3; por outro lado, o algoritmo de BT recomendou que 47,3% dos caminhões fossem do tipo 1. Enquanto a solução da empresa priorizou caminhões de maior capacidade de peso e menos entregas – 297 rotas – o resultado da BT se concentrou em caminhões menores e mais viagens – 329 rotas – o que aumentou a utilização média do peso dos caminhões de 61,7% para 69,3%

Tabela 6. Comparação entre a solução da empresa e os resultados do algoritmo de Busca Tabu

	Solução da empresa	Busca Tabu	Diferença bruta	% Diferença
Custo Fixo Total	\$390.120,07	\$299.220,99	-\$90.899,08	-23,3%
Custo Variável Total	\$40.232,15	\$49.091,40	\$8.859,25	22,0%
Custo total	\$430.352,22	\$348.312,39	-\$82.039,83	-19,1%
Distância total (km)	18.583,5	20.647,2	2.064	11,1%
Número de rotas	297	329	32	10,8%
Caminhões Tipo 1	37	62	25	67,6%
Caminhões Tipo 2	31	33	2	6,5%
Caminhões Tipo 3	47	36	-11	-23,4%
Total de caminhões	115	131	16	13,9%
Utilização geral do peso	61,7%	69,3%	7,6%	12,3%

A análise de sensibilidade também foi realizada e incluiu os tipos de caminhões 1, 4 e 5 para avaliar o efeito da utilização de caminhões com menor capacidade de peso, que também apresentam menores custos fixos e variáveis, conforme mostrado na Tabela 7.

Tabela 6. Capacidade de peso e volume de cada tipo de caminhão adicional usado na análise de sensibilidade

Tipo de caminhão	Capacidade de peso (kg)	Capacidade de volume (cm ³)	Taxa de viagem (\$)	Custo por km (\$)
4	500	22.400.000	\$572,10	\$ 1,67
5	1.000	22.400.000	\$813,91	\$ 1,90

Os resultados da análise de sensibilidade são apresentados na Tabela 8.

Tabela 8. Comparação entre os resultados do algoritmo de Busca Tabu com o conjunto real de caminhões e um conjunto alternativo de caminhões para análise de sensibilidade

	Busca Tabu	Busca Tabu - Análise de sensibilidade	Diferença bruta	% Diferença
Custo Fixo Total	\$299.220,99	\$366.624,46	\$67.403,47	22,5%
Custo Variável Total	\$49.091,40	\$62.722,62	\$13.631,22	27,8%
Custo total	\$348.312,39	\$429.347,08	\$81.034,69	23,3%
Distância total (km)	20.647,2	30.198,2	9.551	46,3%
Número de rotas	329	479	150	45,6%
Caminhões Tipo 1	62	103	41	66,1%
Caminhões Tipo 2	33	0	-33	
Caminhões Tipo 3	36	0	-36	
Caminhões Tipo 4	0	21	21	
Caminhões Tipo 5	0	32	32	
Total de caminhões	131	156	25	19,1%
Utilização geral do peso	69,3%	78,4%	9,1%	13,1%

Com caminhões mais leves, a análise de sensibilidade apresenta, assim como foi mostrado na comparação entre a solução da empresa e o algoritmo de BT, uma tendência para mais rotas, maior número de caminhões utilizados e maior taxa de utilização geral do peso dos caminhões. No entanto, diferentemente da análise anterior, o caminhão mais pesado do conjunto – caminhão tipo 1 – foi preferido em relação aos caminhões mais leves – caminhões tipo 4 e 5. O custo total também aumentou 23,3%, para \$ 429.347,08, indicando que os tipos de caminhões atualmente utilizados pela empresa são adequados para suas operações de transporte.

4. Conclusão

Neste estudo, um algoritmo de Busca Tabu foi desenvolvido para minimizar os custos de transporte de uma empresa de suprimentos para fabricação de velas que vende seus produtos online e mantém seu estoque em quatro armazéns diferentes. No cenário aqui avaliado, a empresa deve atender 67 clientes em cinco dias com uma frota com três tipos diferentes de caminhões – um Problema de Roteamento de Veículos Capacitados com Múltiplos Depósitos e Janela de Atendimento e Divisão de Entrega (PRVCMDJADE).

Embora o algoritmo proposto aqui recomendasse um aumento de 16 caminhões em comparação à frota atual, ele foi capaz de melhorar a taxa utilização do peso do caminhão em 12,3% e reduzir o custo geral de transporte em 19,1%. Um cenário alternativo com uma

composição de frota diferente foi avaliado, embora os resultados tenham indicado que o perfil atual de caminhões da empresa pode atender os clientes a um custo total menor.

Tanto o algoritmo da empresa quanto o algoritmo de BT desenvolvido neste estudo restringem o carregamento do caminhão apenas pela capacidade de peso e pela volumétrica do caminhão. Como um possível ponto de melhoria e recomendação para estudos futuros, uma integração com um algoritmo de empacotamento tridimensional pode ser avaliada para melhorar a utilização do caminhão, levando em conta as dimensões dos caminhões e os eixos de rotação dos paletes.

Referências

- Bala, R., Shankar, S., Depot, M., & Routing, V. (2018). Solution to a Capacitated Vehicle Routing Problem Using Heuristics and Firefly Algorithm. *International Journal of Applied Engineering Research*, 13(21), 15247–15254. https://ripublication.com/ijaer18/ijaerv13n21_59.pdf
- Belfiore, P., & Fávero, L. P. L. (2007). Scatter search for the fleet size and mix vehicle routing problem with time windows. *Central European Journal of Operations Research*, 15(4), 351–368. <https://doi.org/10.1007/s10100-007-0036-9>
- Belfiore, P., & Yoshida Yoshizaki, H. T. (2009). Scatter search for a real-life heterogeneous fleet vehicle routing problem with time windows and split deliveries in Brazil. *European Journal of Operational Research*, 199(3), 750–758. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2008.08.003>
- Çam, Ö. N., & Sezen, H. K. (2020). The formulation of a linear programming model for the vehicle routing problem in order to minimize idle time. In *Decision Making: Applications in Management and Engineering* (Vol. 3, Issue 1, pp. 22–29). <https://doi.org/10.31181/dmame2003132h>
- Cordeau, J. F., & Maischberger, M. (2012). A parallel iterated tabu search heuristic for vehicle routing problems. *Computers and Operations Research*, 39(9), 2033–2050. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2011.09.021>
- Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L., & Stein, C. (2022). *Introduction to Algorithms* (4th ed.). The MIT Press. https://doi.org/10.1007/978-3-030-34209-8_4
- Firda, N. R., Ilham, G., & Arif, I. (2024). Solving the Vehicle Routing Problem with Multiple Trips and Simultaneous Delivery-Pickup for Drinking Water Distribution Company. *E3S Web of Conferences*, 484. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202448401003>
- Gendreau, M., & Potvin, J.-Y. (Eds.). (2010). *Handbook of Metaheuristics* (2nd ed., Vol. 146). Springer US. <https://doi.org/10.1007/978-1-4419-1665-5>
- Glover, F. (1989). Tabu Search—Part I. *ORSA Journal on Computing*, 1(3), 190–206. <https://doi.org/10.1287/ijoc.1.3.190>
- Glover, F. (1990). Tabu Search—Part II. *ORSA Journal on Computing*, 2(1), 4–32. <https://doi.org/10.1287/ijoc.2.1.4>
- Huang, Y., & Bronnenberg, B. J. (2023). Consumer Transportation Costs and the Value of E-Commerce: Evidence from the Dutch Apparel Industry. *Marketing Science*, 42(5), 984–1003. <https://doi.org/10.1287/mksc.2022.1421>

- Kasanah, Y. U., Qisthani, N. N., & Munang, A. (2022). Solving the Capacitated Vehicle Routing Problem with Heterogeneous Fleet Using Heuristic Algorithm in Poultry Distribution. *Jurnal Ilmiah Teknik Industri*, 21(1), 104–112. <https://doi.org/10.23917/jiti.v21i1.17430>
- Kirci, P. (2016). On the performance of tabu search algorithm for the vehicle routing problem with time windows. *Proceedings - 2016 4th International Conference on Future Internet of Things and Cloud Workshops, W-FiCloud 2016*, 351–354. <https://doi.org/10.1109/W-FiCloud.2016.77>
- Krityakierne, T., Boonkangwan, C., Phunnasorn, C., & Laesanklang, W. (2024). Embedded Vehicle Routing Problem: A modelling and optimization framework for real-world multi-purpose truck network. *IEEE Access*, 13(January), 3768–3787. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3524395>
- Kucukoglu, I., Dewil, R., & Cattrysse, D. (2021). The electric vehicle routing problem and its variations: A literature review. *Computers and Industrial Engineering*, 161. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107650>
- Liu, F., Lu, C., Gui, L., Zhang, Q., Tong, X., & Yuan, M. (2023). Heuristics for Vehicle Routing Problem: A Survey and Recent Advances. 1–67. <http://arxiv.org/abs/2303.04147>
- Masudin, I., Sa'Diyah, R. F., Utama, D. M., Restuputri, D. P., & Jie, F. (2019). Capacitated Vehicle Routing Problems: Nearest Neighbour vs. Tabu Search. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 11(4), 76–79. <https://doi.org/10.7763/IJCTE.2019.V11.1246>
- Muñoz-Villamizar, A., Velázquez-Martínez, J. C., Haro, P., Ferrer, A., & Mariño, R. (2021). The environmental impact of fast shipping ecommerce in inbound logistics operations: A case study in Mexico. *Journal of Cleaner Production*, 283. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.125400>
- Prakash, R., & Pushkar, S. (2024). Green vehicle routing problem: Metaheuristic solution with time window. *Expert Systems*, 41(6), 1–13. <https://doi.org/10.1111/exsy.13007>
- Redding, S. J., & Turner, M. A. (2015). Transportation Costs and the Spatial Organization of Economic Activity (Issue 1277, pp. 1339–1398). <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-59531-7.00020-X>
- Winston, W. L. (2003). *Operations Research: Applications and Algorithms* (4th ed.). Duxbury Press.
- Zhang, J., & Li, Y. (2024). Vehicle routing problem for cold-chain drug distribution with epidemic spread situation. *Expert Systems with Applications*, 262(August 2024), 125186. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.125186>