LII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional
João Pessoa - PB, 3 a 5 de novembro de 2020

Aplicação de técnicas meta-heurísticas em um problema real de otimização de rotas de entregas de um supermercado

Júlio César Alvarenga
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção - DEENP, UFOP/JM
julio.alvarenga@aluno.ufop.edu.br

Fernando B. Oliveira
Departamento de Computação e Sistemas - DECSI, UFOP/JM
fboliveira@ufop.edu.br

George H. G. Fonseca
Departamento de Computação e Sistemas - DECSI, UFOP/JM
george@ufop.edu.br
Rua 36, nº 115 - Loanda, João Monlevade - MG, CEP: 35931-008

RESUMO

O Problema de Roteamento de Veículos Capacitados visa a atender um conjunto de pedidos (demandas) de clientes dispersos geograficamente por uma frota de veículos homogênea a um custo mínimo. Este trabalho propõe uma abordagem heurística para um problema real de entregas de um supermercado em uma cidade de Minas Gerais. Na abordagem proposta, a construção de soluções iniciais é feita pelo algoritmo adaptado de *Clarke & Wright* na estrutura GRASP, e o refinamento dessas soluções é feito pela meta-heurística VNS por meio dos movimentos *2-opt* e *3-opt*. Para validar a abordagem proposta, foram feitos experimentos computacionais sobre os dados de dois dias de entregas do supermercado. Os resultados sugerem uma redução de aproximadamente 34% na distância percorrida pela frota de veículos nos dois dias de estudo em relação ao processo manual de solução adotado pelo supermercado.

PALAVRAS CHAVE. Problema de Roteamento de Veículos Capacitados, Meta-heurísticas, Problema Real de Roteamento.
Tópicos: L&T – Logística e Transportes, MH – Meta-heurísticas

ABSTRACT

The Capacited Vehicle Routing Problem aims to deliver a set of orders (demands) from geographically dispersed customers through a homogeneous vehicle fleet at minimal cost. This work proposes a heuristic approach to the problem of deliveries from a supermarket in a city in Minas Gerais state, Brazil. In the proposed approach, the construction of initial solutions is done by the Clarke & Wright algorithm adapted in the GRASP framework and the refinement of these solutions is perform by the VNS metaheuristic through 2-opt and 3-opt movements. To validate the proposed approach, computational experiments were conducted on two days of deliveries from the supermarket. The results suggest an approximate reduction of 34% in the distance covered by the vehicle fleet in the two days of study when compared to the manual solution process conducted by the supermarket.

KEYWORDS. Capacited Vehicle Routing Problem, Metaheuristics, Real Routing Problem.
Paper topics: Logistics and Transportation, Metaheuristics

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings

1. Introdução

Para empresas cujo foco do negócio é o processo de entregas/distribuição, ter uma boa gestão da logística é fundamental para uma estruturação eficiente da cadeia de suprimentos do ponto de vista de custos e de qualidade do atendimento. De acordo com Toth e Vigo [2002], procedimentos computacionais são de grande valia ao planejamento de distribuição, que pode chegar a valores entre 5% a 20% do custo total de transportes, em que estes custos podem englobar até 20% do preço dos bens de consumo. Já para Ballou [2010], as atividades de distribuição representam valores em torno de 45% das despesas logísticas das organizações. Em outro estudo, Cardoso et al. [2017] diz que estes custos apresentam cerca de dois terços dos custos logísticos. Assim, certamente a otimização das rotas de entrega/distribuição é de suma importância para empresas do setor, apresentando a utilização de ferramentas computacionais como fator chave para conquistar estas melhorias.

O Problema de roteamento de veículos, do inglês *Vehicle Routing Problem* (VRP), frequentemente também referido como o Problema de Despacho de Caminhões, é um problema clássico de otimização combinatória da classe $\mathcal{NP}$-difícil. Esse problema foi proposto inicialmente por [Dantzig e Ramser, 1959] como uma generalização do Problema do Caixeiro Viajante para solução de um problema de fornecimento de gasolina para os postos de serviço. Um VRP clássico determina uma rota ótima de entregas para um conjunto de veículos localizado em um depósito, entregando produtos para vários clientes em locais geograficamente dispersos, e sujeito a um conjunto de restrições.

Trabalhos semelhantes envolvendo sistemas de distribuição de produtos envolvendo os parâmetros e restrições utilizados pelo Problema de Roteamento de Veículos Capacitados (*Capacitated Vehicle Routing Problem* – CVRP) são apresentados a seguir. [de Bittencourt et al., 2012] propuseram uma abordagem para solucionar o problema roteamento entregas de frigorífico utilizando *Scattered Search*. Lijun et al. [2018] utilizaram o algoritmo *Simulated Annealing* para tratar o problema de entrega em um armazém com restrições bidimensionais. Outros trabalhos recentes, como [Bernardes et al., 2018], que propôs uma meta-heurística baseada em colônia de Formigas para resolver problemas da literatura. Ota et al. [2018] propuseram um algoritmo exato baseado em *Branch-Cut-and-Price* para instâncias da literatura. Mais informações sobre esta classe de problema podem ser encontradas em Toth e Vigo [2014] e em Mor e Speranza [2020].

O objetivo deste trabalho é apresentar uma aplicação do CVRP ao processo de entrega das compras realizadas pelos clientes de um supermercado em um município de Minas Gerais. O procedimento proposto se baseia na meta-heurísticas *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure* (GRASP), utilizando a heurística construtiva de *Clarke & Wright* (C&W) em conjunto com a meta-heurística *Variable Neighborhood Search* (VNS) para refinamento das soluções iniciais. As estruturas de vizinhanças implementadas foram baseadas nos movimentos *2-opt* e *3-opt*. Ao final é apresentada um comparação entre a maneira com que o supermercado realiza a construção das rotas e as rotas propostas pelo algoritmo desenvolvido. Este trabalho apresenta ainda um estudo sobre a influência da melhor utilização das capacidades dos veículos em relação à distância total percorrida pelos veículos.

O restante do presente trabalho está organizado do seguinte modo. A Seção 2 apresenta o Problema de Roteamento de Veículos Capacitados, bem como sua formulação matemática e as especificidades do problema real em que este trabalho foi aplicado. A Seção 3 apresenta a abordagem proposta para solucionar o problema, contendo a descrição do método para geração de soluções iniciais, a estrutura de vizinhança e a meta-heurística de refinamento. A Seção 4 apresenta a metodologia para obtenção dos dados, os experimentos computacionais realizados e a discussão dos resultados. Por fim, a Seção 5 apresenta as considerações finais e direções para trabalhos futuros.

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings

2. Problema de Roteamento de Veículos Capacitados

Adewumi e Adeleke [2018] afirmam que a maioria dos problemas reais de roteamento (*rich VRP*) são complexos em virtude da adição de variadas restrições, as quais são suposições feitas em cada caso, dando origem a diversas variantes (classes) do VRP. O CVRP é a versão mais estudada do VRP e possui relevância acadêmica e prática. Pela diferença de suposições e interpretações de cada cenário, o CVRP pode ser classificado como: (i) *simétrico* (SCVRP - *Symmetric Capacitated Vehicle Routing Problem*), composto por um grafo completo em que a matriz de distâncias é simétrica e (ii) *assimétrico* (ASCVRP - *Asymmetric Capacitated Vehicle Routing Problem*), composto por um grafo direcionado em que a matriz de distâncias não é simétrica. [Toth e Vigo, 2002]

Em um problema típico do CVRP, de acordo com Laporte [1992], Toth e Vigo [2014] e Adewumi e Adeleke [2018], as solicitações de transporte consistem na distribuição de mercadorias a partir de um único depósito, denotado como nós/vértice D (origem). É definida para um conjunto de veículos homogêneos $k \in K$ uma área de serviço associada representada por um grafo completo $G = (N, A)$, sendo que $N = D \cup C$, em que C representa um conjunto de n outros pontos (clientes), $i \in C$, e A representa o conjunto de arcos ligando os nós, em que $(i, j) \in A$. O custo associado (distância ou tempo, por exemplo) à viagem de um nó i pra um nó j é dado por d_{ij}, tal que $d_{ij} = d_{ji}$ para o SCVRP. A variável binária de decisão x_{ijk} é igual a 1, se o veículo k usa o arco (i, j), e 0 caso contrário. Um formulação de programação inteira do problema é apresentada abaixo.

$$\min \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{k \in K} d_{ij} x_{ijk} \tag{1}$$

s.a.:

$$\sum_{j \in N} \sum_{k \in K} x_{ijk} = 1, \qquad \forall i \in C \tag{2}$$

$$\sum_{i \in N} \sum_{k \in K} x_{ijk} = 1, \qquad \forall j \in C \tag{3}$$

$$\sum_{i \in N} \sum_{j \in N} w_i x_{ijk} < Q, \qquad \forall k \in K \tag{4}$$

$$\sum_{i \in N} x_{ijk} - \sum_{i \in N} x_{jik} = 0, \qquad \forall j \in C,\ k \in K \tag{5}$$

$$\sum_{j \in C} x_{0jk} \leq 1, \qquad \forall k \in K \tag{6}$$

$$\sum_{i \in C} x_{i0k} \leq 1, \qquad \forall k \in K \tag{7}$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in S} x_{0jk} \leq |S| - 1, \ \forall S \subseteq C,\ |S| \geq 2,\ k \in K \tag{8}$$

$$x_{ijk} \in \{0, 1\}, \qquad \forall i, j \in N,\ k \in K \tag{9}$$

A função objetivo é representada pela Equação (1), a qual minimiza o custo associado ao conjunto de rotas cobertas pelos veículos $k \in K$. As restrições representadas pelas Equações (2) e (3) impõem que cada cliente seja visitado somente uma vez. A restrição de capacidade é representada pela Equação (4), em que w_i é a demanda no nó (cliente) i, e Q é a capacidade de carga de cada veículo. A restrição representada pela Equação (5) realiza o balanceamento do fluxo de entrada e saída dos veículos nos nós, ou seja, todo veículo que chega a um nó deve sair deste nó. As restrições das Equações (6) e (7) indicam que cada rota se inicia e termina no depósito, nó 0. A

restrição da Equação (8) realiza a quebra de sub-rotas (ciclos), e a Equação (9) apresenta o domínio da variável de decisão x_{ijk}.

2.1. Descrição do problema do SUPERMERCADO

Como é característico de um CVRP, os modelos computacionais visam auxiliar no apoio à decisão de um planejamento de rotas, definindo qual cliente será atendido por qual veículo e em qual sequência. Isso tem como objetivo a diminuição do custo total da rota (ou procedimento de entrega).

O planejamento de rotas no SUPERMERCADO é realizado de modo manual por meio do conhecimento desenvolvido pela equipe responsável pelo setor de entregas, sem o auxílio de nenhum recurso computacional para a sua execução. Em sua estrutura, as rotas possuem três classificações básicas, sendo: *(i)* 'rota de cima', *(ii)* 'rota central'e *(iii)* 'rota de baixo'. Cada uma delas possui um número de bairros da cidade em que o supermercado está localizado e outros endereços de regiões próximas. Há ainda entregas com horários programados e atendimento a cidades próximas em dias específicos do período de planejamento. Entretanto, essa situação não é tratada de modo especial neste trabalho.

Ao finalizar a venda, os dados dos clientes são preenchidos e encaminhados, assim como as caixas (produtos embalados), para um local específico de classificação da rota, facilitando o direcionamento posterior para alocação e sequenciamento das entregas. É necessário destacar que o SUPERMERCADO possui cinco veículos homogêneos para a realização das entregas, com capacidade de alocação de 160 caixas em formato padrão, e algum espaço de sobra para cargas de diferentes dimensões.

Nessa estrutura, há um período de corte separando o período de planejamento de rotas. Ou seja, produtos que são adquiridos até às 13:00 horas do dia em questão são planejados para entrega nos períodos da tarde/noite. Os produtos comprados no período da tarde até o fechamento da loja são planejados para entrega no próximo dia pela manhã. Não há limitação de clientes/entregas por rota e nem limite de duração da rota. Seguindo este padrão, foram realizadas coletas de dados para a possível aplicação da abordagem proposta para solucionar o problema do planejamento de entregas.

3. Abordagem proposta

A meta-heurística GRASP foi proposta inicialmente por Feo e Resende [1995]. Segundo Brownlee [2011], o GRASP é um algoritmo meta-heurístico e de otimização global, e seu objetivo é amostrar repetidamente soluções estocásticas gulosas e, em seguida, usar um procedimento de busca local para refiná-las para um ótimo local. Neste caso, a construção é realizada pelo algoritmo de C&W, e o procedimento escolhido para o refinamento foi o VNS (Seção 3.3). O Algoritmo (1) apresenta o método proposto definido como GRASP-C&W-VNS. O critério de parada é o $GRASPMax$. Os parâmetros v representa os nós, d a matriz de distâncias, α como parâmetro de aleatoriedade para o C&W, $f(.)$ uma função de custo e $N(.)$, as estruturas de vizinhança.

3.1. Representação da solução

Uma solução para o problema é representada por meio de uma lista de listas, na qual cada linha (sub-lista) indica a sequência de entregas (visita aos nós $c \in C$) de um dado veículo $k \in K$. O depósito D_m está sempre presente na primeira e na última posição de cada linha. A Figura 1 apresenta um exemplo de uma sub-lista (rota de um veículo k) dessa estrutura.

D_m	C_{m+1}	C_{m+2}	C_{m+3}	C_{m+n}	D_m	$\}$ $Lista/Rota$

Figura 1: Representação da solução.

Algoritmo 1: GRASP-C&W-VNS

```
   Entrada: v, d, α, f(.), N(.), GRASPmax
   Saída: s
1  início
2      f* ← ∞
3      Iter ← 0
4      while (Iter < GRASPmax) do
5          s ← C&W(v, d, α)
6          s ← VNS(f(.), N(.), s)
7          if (f(s) < f*) then
8              s* ← s
9              f* ← f(s)
10             Iter ← 0
11         else
12             Iter ← Iter + 1
13         end
14     end
15     s ← s*
16 fim
17 retorna s
```

3.2. Geração de soluções iniciais com o C&W

Em ambientes reais, há uma grande dificuldade de se conseguir desenvolver um algoritmo exato que possa ser executado em tempo hábil para a obtenção de uma solução com qualidade. O estudo de Jünger et al. [1995] apresenta a relação de qualidade de solução entre algumas heurísticas construtivas, apresentando a eficiência média entre os valores obtidos em relação à otimalidade. A heurística de *savings* de Clarke e Wright [1964] foi a escolhida por ser a mais rápida e apresentar um menor *GAP* médio para a solução ótima. O Algoritmo (2) apresenta como a heurística construtiva de C&W na meta-heurística GRASP foi adaptada para o presente trabalho.

Primeiramente, as funções $i()$ e $u()$ definem os nós iniciais e finais das rotas. O algoritmo começa com a função $Rotas\ Individuais()$ (linha 2), na qual para cada cliente é criada uma sub-rota individual para atendê-lo (Figura 2(b)). Logo após, uma lista de *savings* ($svgs$) é inicializada, em que será analisada a economia de se juntar duas sub-rotas (s_1 e s_2) do conjunto de rotas S, para todas as rotas criadas no procedimento anterior, com o seguinte formato: $((s_1, s_2), economia)$ (linhas 4 a 7).

A Equação (10) define o cálculo associado à economia presente na linha 6. S_{ij} é o valor de economia ao se inserir um novo arco (um novo cliente) na rota, e d_{ij} representa os custos associados ao se trafegar pelos arcos (i, j); o índice 0 representa a origem (depósito). Quanto mais positivo for um S_{ij}, maior será a economia em se atender os clientes i e j em conjunto numa mesma rota.

$$S_{ij} = d_{i0} + d_{0j} - d_{ij},\ \forall(i, j \in C),\ i \neq j \tag{10}$$

Após o cálculo das economias, estas são ordenadas crescentemente pela função $Ordena()$ (linha 10). Em seguida são avaliados se as demandas w_i dos conjuntos de sub-rotas criados não ultrapassam a $capacidade$ do veículo e, em caso positivo, estes subconjuntos são removidos das possibilidades de junção das sub-rotas (linhas 11 a 16). Com o conjunto de *savings* caracterizado, o conjunto final de rotas será construído. A função $SelecionaCandidatos()$ atribui a lógica estocástica à construção do GRASP, no qual será criada uma Lista Restrita de Candidatos LRC (linha 18). A função $AmostraAleatoria(lrc)$ irá selecionar uma posição aleatória de LRC (linha 19),

Algoritmo 2: C&W

Entrada: $v,\ d,\ \alpha$
Saída: S

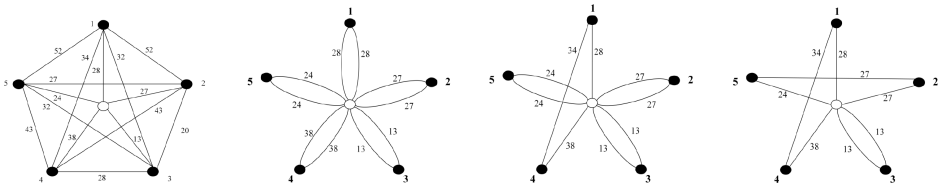
1 **início**
2 $(S,\ cTotal) \leftarrow RotasIndividuais(v, d)$
3 $svgs \leftarrow \{\}$
4 **for** $s_1 \in S\ ,\ s_2 \in S : s_1 \neq s_2$ **do**
5 $svgs \leftarrow svgs \cup \{((s_1, s_2),\ d(u(s_1, 0)) + d(0, i(s_2)) - d(u(s_1, i(s_2))\}$
6 **end**
7 $svgs \leftarrow Ordena(svgs)$
8 **for** $svgs_iter \in svgs$ **do**
9 $(s_1, s_2) \leftarrow svgs_iter[0]$
10 **if** $\sum_{i \in s_1} w_i + \sum_{j \in s_2} w_j \geq capacidade$ **then**
11 $svgs \leftarrow svgs - \{svgs_iter\}$
12 **end**
13 **end**
14 **while** $(|svgs| > 0)$ **do**
15 $LRC \leftarrow SelecionaCandidatos(svgs,\ \alpha)$
16 $selecionado \leftarrow AmostraAleatoria(LRC)$
17 $(s_1, s_2) \leftarrow selecionado[0]$
18 $novo \leftarrow Mesclar(s_1,\ s_2)$
19 $S \leftarrow S \cup \{novo\}$
20 $S \leftarrow S - \{s_1\}$
21 $S \leftarrow S - \{s_2\}$
22 $cTotal \leftarrow cTotal - selecionado[1]$
23 $svgs \leftarrow \{\}$
24 **for** $s_1 \in S\ ,\ s_2 \in S : s_1 \neq s_2$ **do**
25 $svgs \leftarrow svgs \cup \{(s_1, s_2), d(u(s_1, 0)) + d(0, i(s_2)) - d(u(s_1, i(s_2))\}$
26 **end**
27 $svgs \leftarrow Ordena(svgs)$
28 **for** $svgs_iter \in svgs$ **do**
29 $(s_1, s_2) \leftarrow svgs_iter[0]$
30 **if** $\sum_{i \in s_1} w_i + \sum_{j \in s_2} w_j \geq capacidade$ **then**
31 $svgs \leftarrow svgs - \{svgs_iter\}$
32 **end**
33 **end**
34 **end**
35 **fim**
36 **retorna** S

que será usada para selecionar as sub-rotas a serem unidas pela função $Mesclar(s_1, s_2)$, linhas 20 e 21, como ilustrado pela Figura 2(c). Com isso, é adicionado a nova sub-rota ao conjunto de rotas, e os subconjuntos são removidos das opções de rotas e o custo total $cTotal$ é avaliado (linhas 23 a 26).

Em sequência, a lista de *savings* ($svgs$) é recalculada para que o procedimento de avaliação de economias e escolha dos candidatos viáveis, que não violem a $capacidade$ dos veículos, seja definido (linhas 28 a 40). O laço da linha 17 é repetido até que não haja mais sub-rotas candidatas para serem unidas. Sendo assim, o procedimento de refinamento/busca local é realizado pela meta-heurística VNS com as estruturas de vizinhança *2-opt* e *3-opt*.

A lógica de construção do algoritmo C&W é apresentado abaixo, e os passos podem pode ser visualizados na Figura (2). A Figura 2(a) demonstra o grafo completo com as distâncias relativas aos arcos, a Figura 2(b) apresenta a inicialização das rotas, ou seja, cada rota inicial é montada a

partir da alocação de 1 veículo para cada cliente ($|K| \leq |C|$). As Figuras 2(c) e 2(d) apresentam a sequência do método de inserção de clientes nas arestas se baseando na Equação (10).



(a) Grafo Completo (b) Inicialização das rotas (c) Primeiro *Saving* (d) *Saving* Final

Figura 2: Representação da sequência lógica do algoritmo C&W

3.3. Meta-heurísticas de refinamento – VNS

A meta-heurística VNS foi proposta por Mladenović e Hansen [1997] e é uma técnica de otimização global que gerencia técnicas de busca local. A estratégia VNS envolve a exploração iterativa de vizinhanças cada vez maiores para um determinado local ideal de modo a escapar de ótimos locais. A estratégia é motivada por três princípios: (1) um mínimo local para uma estrutura de vizinhança pode não ser um mínimo local para uma estrutura de vizinhança diferente; (2) um mínimo global é um mínimo local para todas as estruturas de vizinhança possíveis e; (3) os mínimos locais são relativamente próximo dos mínimos globais para muitas classes de problemas.

O Algoritmo (3) apresenta o pseudocódigo do VNS utilizando como estrutura de vizinhança k em $(N^{(k)}(s_0))$ composta pelos operadores de busca local *2-opt* e *3-opt*. Isto é o mesmo que, para $k = 1$: $s' \leftarrow 2opt(s_0)$ ou, para $k = 2$: $s' \leftarrow 3opt(s_0)$. Caso, em algum operador, não se consiga melhorar os custos, a próxima estrutura de vizinhança é abordada. Outro ponto a ser destacado é que o VNS é aplicado em todas as soluções geradas pelo GRASP-C&W-VNS, não somente na melhor solução.

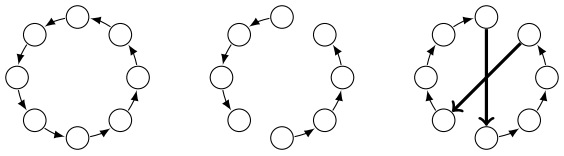
Algoritmo 3: VNS

```
   Entrada: S, N(.), f(.)
   Saída: s
1  início
2      s_0 ← S
3      melhoria ← true
4      while (melhoria) do
5          k ← 1
6          melhoria ← false
7          while k ≤ 2 do
8              s' ← N^(k)(s_0)
9              if (f(s') < f(s_0)) then
10                 s_0 ← s'
11                 melhoria ← true
12                 break
13             else
14                 k ← k + 1
15             end
16         end
17     end
18 fim
19 retorna s
```

3.3.1. Estrutura de vizinhança

As estruturas de vizinhança utilizadas no mecanismo de busca local, aqui utilizando a meta-heurística VNS, são conhecidas como *2-opt* e *3-opt* de Lin e Kernighan [1973]. No processo de obtenção destes $tours$ a partir de uma rota inicial aleatória, a operação básica consiste em determinar se qualquer seção de comprimento t (no caso $t = 2$ ou $t = 3$) no $tour$ atual pode ser inserida (como está ou invertida) entre duas outras cidades/clientes vizinhos, de modo a reduzir o custo da rota. Ao final de cada passo é encontrado um mínimo local para a rota, assim, quando não se pode obter mais nenhum movimento que possa melhorar a rota em termos de custo, chamamos este de ótimo local, que também pode ser um ótimo global.

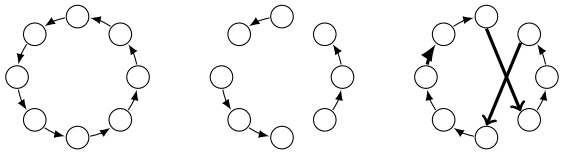
A Figura (3) ilustra o movimento *2-opt*, indicando a remoção de arcos e possibilidade de reconexão das rota, sendo que este apresenta uma única maneira. É de grande importância caracterizar que, para que haja a possibilidade de execução deste movimentos, a rota deve ter no mínimo 4 nós.



(a) Rota Inicial (b) Remoção de 2 Arcos (c) Única opção de religamento

Figura 3: Exemplo de troca *2-opt*

Já a Figura (4) apresenta o movimento *3-opt*, demonstrando a remoção de arcos e possibilidade de reconexão das rota. Neste caso as rotas podem ser reconectadas de $(2^3 - 1)$ maneiras, destacando, também, que a rota deve ter no mínimo 6 vértices. É possível perceber claramente como as rotas se invertem no religamento.



(a) Rota Inicial (b) Remoção de 3 Arcos (c) 1 de 7 Opções de religamento

Figura 4: Exemplo de troca *3-opt*

4. Experimentos computacionais

Os algoritmos propostos foram implementados na linguagem *Python*, versão 3.8.3, sem a utilização de *solvers* comerciais e executados em um computador Intel Core2 Quad Q8200 2.33GHz, 4Gb RAM DDR2 (*Dual Channel* – 2x2Gb), VGA GForce 9400GT 1Gb, com sistema operacional *Windows 10*. No intuito de possibilitar a continuidade dessa pesquisa, os dados das instâncias abordadas foram compartilhadas em LINK a ser inserido em caso de aprovação do trabalho.

4.1. Obtenção dos dados e tratamentos

A equipe do SUPERMERCADO foi responsável pela coleta dos dados do planejamento de rotas de dois dias consecutivos. Estes dados são representados pelos documentos preenchidos no processo de pós-venda, e posicionados na sequência exata na qual a rota foi planejada e executada, de modo a ser possível a comparação do planejamento realizado com os resultados da abordagem proposta.

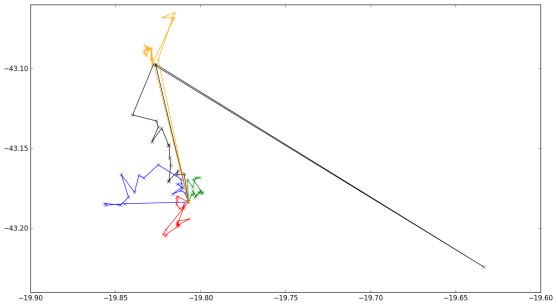
Com auxílio da ferramenta *Google Maps* ®, foi possível coletar a latitude e longitude do endereço de cada cliente e do depósito (SUPERMERCADO). Em seguida, a Lei dos *Haversines* foi usada para calcular as distâncias entre os nós. No entanto, este valor ainda não representa a distância real entre os dois pontos, pois existe o fator logístico da urbanização das vias. Para resolver este problema foi utilizado um fator logístico proposto por Gonçalves et al. [2014], em que cada distância encontrada por meio da Lei dos *Haversines* é multiplicada pelo fator logístico $f = 1,395$, obtendo uma aproximação de 99,45% da distância real das rotas.

4.2. Resultados obtidos

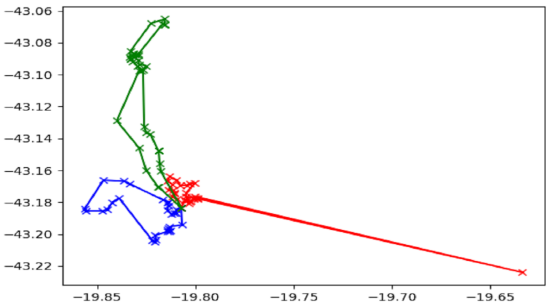
4.2.1. Rotas – Dia 1

Os eixos x e y das Figuras (5) e (6) são representados pela latitude e longitude dos nós (clientes) e cada cor representa uma rota diferente, que poderão ser executadas de modo conjunto de acordo com a disponibilidade de veículos. Cada rota apresenta uma quantidade de nós que otimiza a somatória das distâncias das rotas em combinação com o atendimento da demanda e respeitando os limites de capacidade dos veículos, minimizando os custos relativos ao transporte.

A Figura 5(a) apresenta a estruturação da rota formada pela equipe do SUPERMERCADO, com o total de 5 rotas percorrendo um total de 199,55 km, em contraste com a solução obtida nesse trabalho e apresentada na Figura 5(b) que realiza apenas 3 rotas e percorre um total de 129,83 km. A capacidade de 160 caixas por veículo foi considerada.



(a) Supermercado Dia 1 - Cap. 160cx - Dist. 199,55km.



(b) GRASP-C&W-VNS Dia 1 - Cap. 160cx - Dist. 129,83km.

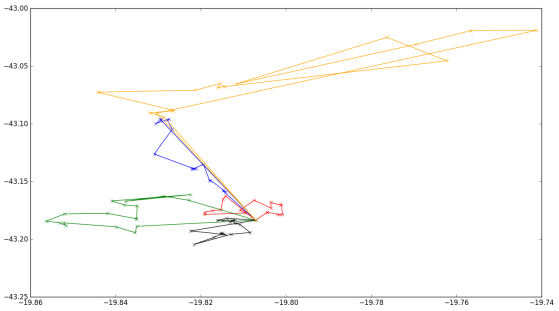
Figura 5: Rotas propostas (a) pelo SUPERMERCADO e (b) pelo algoritmo GRASP-C&W-VNS - Dia 1

4.2.2. Rotas – Dia 2

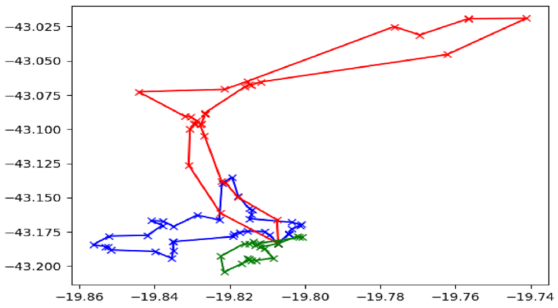
Abaixo, como exemplo comparativo, são representadas as rotas do Dia 2. Na Figura 6(a) é possível perceber a formatação das rotas realizadas de modo manual, se caracterizando por rotas mais longas e baixa performance na distribuição ao longo na malha logística, aumentando os custos relativos ao transporte. Estas 5 rotas possuem somatória das distâncias de aproximadamente 176,07 km, e foram utilizados todos os 5 veículos disponíveis com parâmetro de capacidade de 160 caixas. Já a Figura 6(b) ilustra a rota produzida pelo algoritmo proposto, com o mesmo parâmetro de capacidade, realizando um percurso total aproximadamente de 116,35 km produzindo 3 rotas, apresentando uma economia relativa a 34% da distância percorrida.

4.3. Análise de cenários alternativos

Além de resolver o problema do SUPERMERCADO outras análises de cenários foram consideradas, pela necessidade de expor como a influência da ocupação dos veículos contribuem para



(a) SUPERMERCADO Dia 2 - Cap. 160cx - Dist. 176,07km.



(b) GRASP-C&W-VNS Dia 2 - Cap. 160cx - Dist. 116,35km.

Figura 6: Rotas propostas (a) pelo SUPERMERCADO e (b) pelo algoritmo GRASP-C&W-VNS - Dia 2

a melhor estruturação das rotas. A Tabela 1 apresenta um resumo dos cenários analisados, variando a capacidade dos veículos entre 100 e 160 caixas em confronto com os valores realizados pelo planejamento manual da empresa com a capacidade de 160 caixas.

É possível perceber que nos dias 1 e 2 as rotas performam de modo semelhante em termos de distância percorrida e quantidade de rotas realizadas. Seriam necessárias quantidades maiores de amostras para provar estatisticamente a variabilidade do modelo em relação às capacidades, no entanto, podemos indicar que este parâmetro de capacidade gire em torno de 140-160 caixas, baseando-se em uma capacidade limite no veículo utilizado pela empresa de 160 caixas, representando uma folga de 6 a 13%.

Numa estrutura computacional simulando o ambiente real, o valor de capacidade poderá ser fixado num valor inferior à capacidade limite, levando em consideração a possibilidade de alocação de produtos que não são posicionados nas caixas, como: rodos, vassouras, sacos de rações, entre outros produtos com dimensões diferentes. Com isso, é possível perceber que se obtém uma redução média de aproximadamente 34% na distância total percorrida pelos veículos nas somas das 3 rotas de entregas encontradas.

Tabela 1: Comparação entre as estratégias de planejamento e utilização da capacidade do veículo.

Dia	Planejamento	Cap. Max. (Cx.)	Distância (Km.)	Rotas	Dia	Planejamento	Cap. Max. (Cx.)	Distância (Km.)	Rotas
1	Supermercado	160	199,55	5	2	Supermercado	160	176,07	5
1	GRASP-C&W-VNS	100	160,27	5	2	GRASP-C&W-VNS	100	147,75	5
1	GRASP-C&W-VNS	110	144,13	5	2	GRASP-C&W-VNS	110	137,80	4
1	GRASP-C&W-VNS	120	139,15	4	2	GRASP-C&W-VNS	120	131,55	4
1	GRASP-C&W-VNS	130	137,35	4	2	GRASP-C&W-VNS	130	129,50	4
1	GRASP-C&W-VNS	140	133,65	3	2	GRASP-C&W-VNS	140	116,30	3
1	GRASP-C&W-VNS	150	132,65	3	2	GRASP-C&W-VNS	150	119,26	3
1	GRASP-C&W-VNS	160	129,83	3	2	GRASP-C&W-VNS	160	116,35	3

Fonte: Elaborado pelo Autor

4.4. Discussão dos resultados

Considerando o contexto experimental estabelecido, considerando as rotas realizadas nos dois dias e uma frota de cinco veículos homogêneos, os resultados sugerem que o modelo computacional proposto para o planejamento das rotas de entrega do SUPERMERCADO teve efetividade no planejamento das entregas. A partir da análise das Figuras (5) e (6) é possível observar a redução do número de rotas. Além disso, uma redução de aproximadamente 34% na distância total percorrida pelos veículos em ambos os dias analisados. O tempo de processamento do algoritmo foi em torno de 5 minutos, o que não é impedimento para sua adoção no planejamento.

Os resultados sugerem, também, possíveis reduções de custos, de modo proporcional, para estruturas dependentes ou não da distância percorrida, como:

1. **Consumo de Combustível:** supondo um consumo médio de 5 km/l de diesel, com o litro no valor médio de R$ 3,30, a redução esperada para as entregas do dia 1, no período da manhã, seria de aproximadamente R$ 43,50; já no dia 2, no período da tarde, um valor aproximado de R$ 39,45. Considerando essa estrutura de custos é esperado um ganho mensal com valores a partir de R$ 2.500,00 (dois mil e quinhentos reais), gerando uma economia anual de, aproximadamente, R$ 30.000,00 (trinta mil reais);

2. **Manutenção dos veículos:** estes custos estão relativos aos desgastes dos componentes do veículo (pneus, troca de óleo, etc.), aumentando o tempo entre manutenções preventivas e intervalos de substituições de peças e/ou componentes, podendo ser estipulados por meio de parâmetros como 'km rodado', ou seja, uma economia de escala com um fator médio aproximado de 34%;

3. **Alocação de colaboradores:** com um planejamento de rotas mais assertivo há um aumento na previsibilidade de horários e escalas de trabalho; melhor dimensionamento do quadro de funcionários; há ganhos em gestão com o melhor direcionamento de atividades que agregam valor ao processo, direcionando o tempo do colaborador ao pensamento em melhorias e não em processos manuais, demorados e burocráticos.

5. Considerações finais

O VRP e suas variações são amplamente estudados em variados contextos, principalmente em estruturas logísticas de distribuição, no qual há uma necessidade de planejamento rápido com o auxilio de estruturas computacionais, para a resolução de problemas combinatórios de alta complexidade. Neste trabalho foi proposta uma adaptação do algoritmo da heurística de *Clarke & Wright* em conjunto com as metaheurísticas GRASP e VNS para solucionar o CVRP. Na estrutura de vizinhança foram considerados os movimentos *2-opt* e *3-opt*. A abordagem proposta foi aplicada ao problema real de entregas do SUPERMERCADO, no qual verificou-se uma redução aproximada de 34% da distância total percorrida nas rotas realizadas pela frota de veículos.

Como direções de trabalhos futuros, sugere-se: *(i)* ampliação do horizonte de estudo para avaliações mais assertivas acerca do planejamento e das economias; *(ii)* desenvolvimento de um software para o cálculo automático das distâncias de acordo com as coordenadas dos clientes; e *(iii)* a implementação e avaliação de abordagens exatas para o problema.

Agradecimentos

Os autores agradecem à Universidade Federal de Ouro Preto pelo apoio por meio do Auxílio Financeiro ao Pesquisador.

Referências

Adewumi, A. O. e Adeleke, O. J. (2018). A survey of recent advances in vehicle routing problems. *International Journal of System Assurance Engineering Management*, 9:155–172.

Ballou, R. H. (2010). *Logística Empresarial:Transportes, Administração de Materiais, Distribuição Física*. Atlas.

Bernardes, L. C. et al. (2018). Metaheurísticas para o problema de roteamento de veículos capacitados: o algoritmo híbrido de otimização por colônia de formigas e a busca híbrida em grande vizinhança.

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings

Brownlee, J. (2011). *Clever algorithms: nature-inspired programming recipes*. Jason Brownlee.

Cardoso, L. V., Neto, F. J. K., Denicol, J., Pereira, M. L., e de Faria Corrêa, R. G. (2017). Um sistema de custeio para apoio à precificação em uma empresa de transporte rodoviário internacional. *Produção em foco*, 7(1).

Clarke, G. e Wright, J. W. (1964). Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Operations Research*, 12(4):568–581.

Dantzig, G. B. e Ramser, J. H. (1959). The truck dispatching problem. *Management Science*, 6: 80–91.

de Bittencourt, G. C., Rodrigues, S., Netto, P. O. B., e Jurkiewicz, S. (2012). Problema de roteamento de veículos capacitados (prvc): solução manual x busca dispersa. In *Congresso Latino-Iberoamericano de Investigatión Operativa - CLAIO. Simpósio Brasileiro de pesquisa Operacional - SBPO: Rio de Janeiro*.

Feo, T. A. e Resende, M. G. (1995). Greedy randomized adaptive search procedures. *Journal of global optimization*, 6(2):109–133.

Gonçalves, D. N. S., de Morais Gonçalves, C., de Assis, T. F., e da Silva, M. A. (2014). Analysis of the difference between the euclidean distance and the actual road distance in brazil. *Transportation Research Procedia*, 3:876–885.

Jünger, M., Reinelt, G., e Rinaldi, G. (1995). The traveling salesman problem. *Handbooks in operations research and management science*, 7:225–330.

Laporte, G. (1992). The vehicle routing problem: An overview of exact and approximate algorithms. *European Journal of Operational Research*, 59:345–358.

Lijun, W., Zhan, D., Z.Zhang, e Leung, S. C. H. (2018). A simulated annealing algorithm for the capacitated vehicle routing problem with two-dimensional loading constraints. *European Journal of Operational Research*, 265(3):843–859.

Lin, S. e Kernighan, B. W. (1973). An effective heuristic algorithm for the traveling-salesman problem. *Operations research*, 21(2):498–516.

Mladenović, N. e Hansen, P. (1997). Variable neighborhood search. *Computers & operations research*, 24(11):1097–1100.

Mor, A. e Speranza, M. G. (2020). Vehicle routing problems over time: a survey. *4OR - Quarterly Journal of Operations Research*, 18:129–149.

Ota, M. J., Miyazawa, F. K., Técnico-IC-PFG, R., e de Graduação, P. F. (2018). Algoritmo de branch-cut-and-price para o problema do roteamento de veículos capacitados. *Revista dos Trabalhos de Iniciação Científica da UNICAMP*, (26).

Toth, P. e Vigo, D. (2002). Models, relaxations and exact approaches for the capacitated vehicle routing problem. *Discrete Applied Mathematics*, 123:487–512.

Toth, P. e Vigo, D. (2014). *Vehicle Routing - Problems, Methods and Applications*. MOS-SIAM series on optimization. SIAM - Society of Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, 2 edition.

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings