

Segmento de Logística Reversa e Transportes no Contexto de Cidades e Regiões Inteligentes: Literatura e Proposta

Luciano Ferreira Plouvier¹, Luiz Satoru Ochi¹

¹Instituto de Computação – Universidade Federal Fluminense (IC-UFF)
Av. Gal. Milton Tavares de Souza, s/nº Campus Praia Vermelha – Niterói/RJ – Brasil

lucianoplouvier@id.uff.br, satoru@ic.uff.br

Abstract. *The topic of Smart Cities & Regions has several extremely important segments, among them Reverse Logistics & Intelligent Transport Systems. In this context, we highlight the Vehicle Routing Problem (VRP) that becomes increasingly relevant with the increase in online purchases (e-commerce). Some of the most important variants of the PRV in this segment were revised, with a focus on heuristic solutions for models with heterogeneous fleet and fractional deliveries (PRVHEF), as they are present in real goods delivery applications, as companies such as Loggi and Amazon.com, among many others.*

Resumo. *O tema de Cidades & Regiões Inteligentes possui diversos segmentos de extrema importância, dentre eles a de Logística Reversa & Sistemas Inteligentes de Transporte. Neste contexto destacamos o Problema de Roteamento de Veículos (PRV) que se torna cada vez mais relevante, com o aumento das compras online (e-commerce). Algumas das variantes mais importantes do PRV deste segmento foram revisadas, com um foco dado às soluções heurísticas para os modelos com frota heterogênea e entregas fracionárias (PRVHEF), por estarem presentes em aplicações reais de entrega de mercadorias, como fazem as empresas Loggi e Amazon.com, dentre outras.*

1. Introdução

O Problema de Roteamento de Veículos (PRV) - Vehicle Routing Problem (VRP) é um problema de grande interesse econômico global, em especial nos segmentos de logística e transportes de carga. Este interesse decorre das inúmeras aplicações existentes na vida real, e da grande quantidade de contribuições teóricas e algorítmicas existentes na literatura. Existem dezenas de variações para o PRV, cada uma possuindo restrições e/ou condições espaciais e/ou temporais e logísticas específicas, com o intuito de se aproximar o máximo possível de modelos reais [Potvin and Gendreau 2019]. Da grande variedade da literatura sobre o VRP, destacamos alguns trabalhos recentes como as teses de doutorado de Anand Subramanian [Subramanian 2012]; Puca Huachi Vaz Penna [Penna 2013], Matheus Haddad [Haddad 2017] e a dissertação de Marcos Melo da Silva [Silva 2015]. A importância do PRV e suas variantes no contexto de logística e transporte inteligente pode ser justificada da seguinte forma.

Na situação mundial atual, há uma ênfase maior nas compras online (e-commerce), modelo de compras que vêm em crescimento gigantesco nos últimos anos

acelerado ainda mais nesse período de pandemia que passamos. As compras online possuem um custo próprio na logística de produtos, pois ao contrário da entrega de produtos através de lojas físicas, a entrega aqui é feita diretamente do fabricante/distribuidor ao consumidor final. Além dos custos de transporte, no mundo atual torna-se importante levar em consideração o impacto ambiental causado pelos gases emitidos pelo uso de combustíveis dos veículos de transporte. Os países que têm grande dependência do transporte por meio rodoviário, como o Brasil, precisam de estratégias mais eficientes para fazer o transporte de produtos.

Com isso, percebe-se algumas características necessárias nos modelos de PRV para que seja possível alcançar tais metas, como a flexibilização no processo de entrega de mercadorias com frota de veículos que possuem características heterogêneas (como diferente capacidade de cargas), permitir o particionamento da entrega de produtos de clientes (conhecido como *split delivery*), e serviços que fazem tanto entregas ou coletas (este último chamado de logística reversa) de mercadorias dos clientes. Através da modelagem de soluções eficientes e inteligentes, que façam uso do estado atual das relações entre estradas e cidades do país é possível otimizar a entrega de produtos, sendo também possível adaptar a solução facilmente a eventuais mudanças.

Quanto à metodologia de solução, devido a complexidade da criação de uma solução ótima para o PRV e suas variantes, onde na maioria dos casos a solução envolve encontrar a resposta para um problema NP-Hard, um caminho promissor seria o uso das Heurísticas ou Meta-heurísticas [Potvin and Gendreau 2019]. Alguns métodos exatos eficientes existem para variantes específicas do problema [Subramanian 2012, Penna 2013, Haddad 2017], mas devido à sua elevada complexidade, são usualmente aplicados a problemas estáticos e que possuem número limitado de clientes, o que acaba não possuindo muita aplicabilidade no cenário real devido à grande escala do problema quando se trata do cenário atual de transporte de mercadorias.

Atualmente os métodos heurísticos mais eficientes para a resolução deste problema se utilizam de critérios adaptativos para encontrar uma boa solução final. Deses métodos, alguns dos mais utilizados com sucesso em VRP são as heurísticas *Iterated Local Search* (ILS) usando uma busca local *Random Variable Neighborhood Descent* (RVND) veja mais em [Subramanian 2012, Penna 2013, Haddad 2017, Silva 2015, Matos 2018, Potvin and Gendreau 2019, Golden et al. 2008, Penna et al. 2019].

2. Levantamento Bibliográfico

Nesta sessão fazemos um resumo de parte da literatura sobre o tema, focando mais as contribuições mais recentes.

2.1. Problema de Roteamento de Veículos com Entregas Fracionadas (PRVEF)

Em muitas compras feitas pelos sites percebemos que os produtos não chegam todos juntos ao cliente, e sim de forma particionada. Esta estratégia é de extrema importância econômica para as empresas de entrega. O PRVEF (*The Split Delivery Vehicle Routing Problem*) [Subramanian 2012, Penna 2013, Haddad 2017, Silva 2015, Golden et al. 2008, Penna et al. 2019, Haddad et al. 2018] tem como meta, realizar o atendimento ao cliente em múltiplas visitas caso necessário, um cenário relativamente comum principalmente no e-commerce e em entregas de muitos volumes.

Das variantes mais estudadas desse problema, temos PRVEF com frota limitada, onde é imposto um número máximo de veículos disponíveis para realizar a entrega. Este número deverá ser capaz de realizar a entrega de todos os itens a todos os clientes, levando em conta seus custos de carga. Uma variante similar é o PRVEF com frota ilimitada [Haddad 2017, Silva 2015], permitindo assim que sejam utilizados tantos veículos quanto forem necessários.

Outra variante comum é PRVEF com *Time Windows* (PRVEFTW), onde a demanda do cliente deverá ser atendida dentro de um intervalo de tempo. A existência de uma janela de tempo é uma situação comum na prática, pois existem diversos fatores que podem levar a exigência de uma janela de tempo, como por exemplo a indisponibilidade do cliente, a necessidade de também em alguns clientes, recolher uma mercadoria de volta (conhecida como *backhaul*) que é um problema em grande crescimento nos últimos anos junto associado ao crescimento das vendas online. Um outro modelo de VRP aqui abordado e muito presente neste segmento, é o caso onde a frota de veículos é heterogênea [Penna 2013].

2.2. Problema de Roteamento de Veículos de Frota Heterogênea (PRVFH)

Este modelo está presente na maioria das aplicações reais em VRP, onde devido a diferentes motivos, se torna mais efetiva a entrega utilizando diferentes tipos de veículos [Subramanian 2012, Penna 2013, Penna et al. 2019, Xiao and Konak 2016]. No modelo PRVFH, ao criar uma rota, deve-se escolher também o veículo mais apropriado para atender essa rota. Por se tratar de uma situação comum em problemas de entrega de mercadorias, o PRVH é uma das variantes mais importantes do PRV também no contexto de Logística Reversa. Por causa disso, foram criadas diversas outras variantes para o PRVFH, tentando também abordar situações reais de entrega. Dentre as variantes mais comuns, temos o PRVFH com frota limitada que envolve a otimização do problema de roteamento quando temos uma frota limitada de veículos que deverá ser respeitada. Em contrapartida, existe também o PRVFH com frota ilimitada, onde não existe restrição na quantidade de veículos [Penna 2013, Penna et al. 2019, Xiao and Konak 2016]. Outras restrições comumente presente em Logística Reversa, são as variantes: PRVFH com Backhauls (PRVFBH) [Golden et al. 2008] que acrescenta a possibilidade de recolher itens de clientes para devolução após as entregas, situação que tem sido cada vez mais frequente com o aumento das compras de produtos no e-commerce. O PRVFH com *Time Windows* (PRVFHTW) [Subramanian 2012, Penna 2013, Golden et al. 2008, Haddad et al. 2018] é um problema de roteamento onde as entregas devem respeitar um intervalo de tempo. Cada cliente agora terá dois valores associados que indicam o tempo inicial e final de chegada da janela. Uma outra condição presente para qualquer modelo de VRP, é que atualmente tanto a sociedade como os governos da maioria dos países, passam a priorizar e alguns casos até exigir que os fabricantes de carros coloquem no mercado; veículos menos poluentes; criando aí o segmento dos chamados Roteamento com Veículos Verdes (*The green vehicle routing problem*) [Matos 2018, Lin et al. 2014, Xiao and Konak 2016].

2.3. Problema de Roteamento de Veículos Verdes (GVRP)

Pesquisas em PRVV que consideram a qualidade do meio-ambiente e poluição vem ganhando força nos últimos anos. Junto ao crescimento do ecossistema de transportes, há

um aumento também da poluição gerada devido ao aumento no número de veículos e nos custos de energia necessários para manter todo o sistema em funcionamento. Alguns estudos então começaram a explorar soluções para este problema, tentando minimizar a poluição gerada utilizando veículos menos poluentes quando possível na entrega dos produtos. Nos modelos do PRVV busca-se também minimizar a poluição resultante de um conjunto de veículos [Matos 2018, Lin et al. 2014, Xiao and Konak 2016] explorando o uso de algoritmos de busca local para encontrar rotas ótimas de entrega considerando as rotas possíveis e veículos menos poluentes, assim adaptando-se ao estado atual das regiões do país.

2.4. Principais metodologias heurísticas para VRP

A solução de um PRV tem como requisito encontrar uma solução viável de boa qualidade e operacional, ou seja, que seja possível de ser aplicada na prática, a qual minimize os custos de percurso para completar a entrega de todos os clientes de um caso dado, além de respeitar as condições da variante em questão. Assim, um estudo mais aprofundado é necessário para otimizar um algoritmo para cada variante do problema. A seguir, faremos uma revisão parcial de VRP com foco nos modelos aqui citados anteriormente. Anand Subramanian em sua tese de doutorado [Subramanian 2012] desenvolveu um algoritmo heurístico genérico (*framework*) para resolver algumas das variantes mais comuns do PRV através de busca local para encontrar uma solução de melhor qualidade, com o uso de ILS e RVND, onde somente soluções viáveis são aceitas nas etapas do ILS. Criou-se uma função para estimar a quantidade de veículos para os problemas onde tal dado não é informado, o qual é então utilizado na construção da solução inicial. Nesta função são utilizados métodos construtivos usando diferentes critérios gulosos, onde os clientes são inseridos em rotas até que uma resposta válida é encontrada, criando também novos veículos conforme o necessário. A diversificação da construção da solução inicial é comum para algoritmos como o ILS e o RVND para que se possa explorar um problema de forma mais completa, com pontos de partida diferentes.

O RVND (*Random VND*) como no VND/VNS [Subramanian 2012, Potvin and Gendreau 2019, Golden et al. 2008] necessita da construção de um conjunto de estruturas de vizinhança. A escolha de qual estrutura utilizar em um dado passo no problema deverá ser feita aleatoriamente.

Além das estruturas de otimização de rotas, no ILS temos as perturbações, que serão responsáveis por modificar a solução corrente de forma a explorar outras regiões ainda não exploradas, e com isso escapar de ótimos locais de baixa qualidade.

Um procedimento auxiliar pode ser criado com função de se tentar esvaziar rotas muito pequenas fazendo com que as demandas sendo atendidas nesta rota sejam alocadas para outras rotas onde há capacidade suficiente para atender tais demandas. A execução deste procedimento utiliza usualmente estruturas simples mas eficientes do tipo *Shift* e *Swap* [Subramanian 2012, Penna 2013, Haddad 2017, Silva 2015, Matos 2018, Potvin and Gendreau 2019, Golden et al. 2008, Penna et al. 2019].

Os resultados obtidos em [Subramanian 2012] através deste algoritmo genérico foram excelentes. Testou-se um conjunto de variantes do PRV e em cada uma, diversas instâncias destas, e na maioria dos casos conseguiu-se uma resposta equivalente ou superior à melhor solução conhecida (BKS).

Para o modelo VRP com entregas fracionárias (*split delivery*), uma boa referência é a tese de Silva [Silva 2015] que criou um algoritmo baseado em ILS e RVND para o PRVEF com frota limitada e ilimitada. Muitas das ideias apresentadas na solução de Subramanian [Subramanian 2012] foram aproveitadas na construção deste algoritmo.

Neste trabalho [Silva 2015], três procedimentos especiais foram criados para auxiliar na execução do algoritmo. O *SplitReinsertion* é um método criado para tentar reorganizar as rotas quando existe uma demanda de algum cliente não sendo atendida, mas há capacidade sobrando no sistema, considerando todas as rotas, para que esta demanda seja atendida. O método deve reorganizar os clientes das rotas em outras rotas, de forma a abrir espaço em um veículo de forma a atender à demanda do cliente que não possui ainda um veículo associado.

O segundo procedimento é o *Empty Routes*, responsável por executar o *SplitReinsertion* na rota da solução que está atendendo a menor demanda em uma tentativa de esvaziá-la. Finalmente, foi proposto o *Reinsert SingleCustomer*, que é responsável por tentar remover rotas de tamanho unitário, ou seja, rotas que atendem apenas um cliente, utilizando também *SplitReinsertion*.

De forma análoga aos trabalhos anteriores aqui citados [Subramanian 2012, Penna 2013, Haddad 2017], foram utilizadas estruturas de vizinhanças similares para execução do algoritmo RVND, mas incluindo também vizinhas para gerar novos clientes com entregas fracionárias. Os resultados parciais de [Silva 2015] foram publicados em periódicos de grande impacto como no Journal EJOR. A importância de usarmos ferramentas do tipo *split*, para reduzir o tamanho da frota, é ilustrada na figura a seguir. No exemplo ilustrado a seguir, o cliente 7 devido a sua demanda elevada teve que ter associado um novo veículo para atendê-lo numa única visita; enquanto na solução a direita utilizando *split* (entregas fracionadas) o cliente 7, pode ter a sua demanda atendida pelos veículos das rotas 1 e 2 economizando com isso, um veículo.

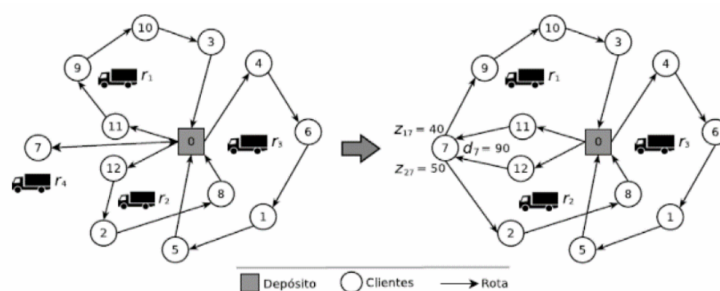


Figura 1. Resultado da execução split. [Fonte: Silva, M. M. 2015.]

Um outro artigo de grande impacto sobre PRV usando framework (ILS e RVND) foi proposto por Penna em sua tese de doutorado. Em [Haddad 2017] são analisados um conjunto de cerca de 25 variantes do PRVH (VRP com frota heterogênea), Penna [Haddad 2017] desenvolveu um *algoritmo unificado* que resolve as variantes mais comuns do PRVH através de um único algoritmo ILS + RVND.

Muitos dos cálculos utilizados nas estruturas de otimização de rotas são custosos, em especial por serem efetuados repetidas vezes durante a execução da solução. Para agilizar este processo, estruturas de dados auxiliares também foram utilizadas, em especial

para calcular os custos para problemas de janela de tempo, que possuem mais variáveis para solucionar.

Além das estruturas de vizinhança inter-rota utilizadas nos trabalhos de Subramanian [Subramanian 2012] e Silva [Silva 2015], criou-se aqui [Haddad 2017] a Estrutura de Vizinhanças Composta, a qual faz uso da mudança de veículo associado a rotas quando não há uma melhora na solução através do uso de estruturas de vizinhança menores. Neste caso, um método heurístico é executado para fazer o redimensionamento das rotas utilizando os veículos disponíveis, tentando escolher os melhores veículos para serem utilizados em um par de rotas. Da mesma forma que os outros trabalhos citados [Subramanian 2012, Silva 2015], também é feito o uso de estruturas inter-rotas e intra-rotas. Os mecanismos de perturbação utilizados foram o *Multiple-Swap*, *Multi-Shift*, o *Split* e o *Merge*, com o objetivo de diversificar o espaço de busca percorrido pelo algoritmo de ILS.

A maioria dos resultados obtidos com este algoritmo foram capazes de encontrar uma solução igual ou melhor da literatura (BKS). Com isso, essas teses [Subramanian 2012, Penna 2013, Haddad 2017, Silva 2015] e as muitas publicações em diversos periódicos tops delas resultantes, ainda hoje são referências entre as principais fontes para estudos de VRP. A seguir estamos propondo um novo algoritmo heurístico híbrido para um modelo de PRV incluindo características enfatizadas neste trabalho.

Com o crescimento do uso de tecnologias relacionadas a cidades inteligentes e a preocupação com o impacto da tecnologia atual no meio ambiente, a área de estudos do VRP para redução da poluição gerada no transporte de bens ganhou interesse. Para quem quer uma boa referência inicial sobre GVRP, sugerimos os textos de Matos [Matos 2018, Lin et al. 2014]. Em [Matos 2018] (texto em português), Matos desenvolveu um algoritmo, também utilizando ILS com RVND, para solucionar o problema de roteamento de veículos verdes, com um foco nas emissões de gás carbônico, mas levando também em conta variantes de janela de tempo e entrega fracionada. Diferente dos outros PRVs aqui apresentados, neste modelo além dos objetivos tradicionais de um VRP, incluímos um outro fator a minimizar, referente a redução na emissão de poluentes, que deverá entrar na função avaliação da qualidade de uma solução.

Para o cálculo da poluição gerada, usualmente são levados em conta a capacidade de tanque de combustível de um veículo, o peso da carga deste e a velocidade do mesmo em um dado trajeto que tal veículo percorre.

Similar aos outros trabalhos apresentados, devido a eficácia demonstrada em [Subramanian 2012, Penna 2013, Haddad 2017, Silva 2015, Penna et al. 2019, Haddad et al. 2018] neste trabalho também foram utilizadas estruturas inter-rota e intra-rota; bem como o uso de estruturas auxiliares para tentar reduzir a complexidade do pior caso em estruturas de vizinhança utilizadas [Subramanian 2012, Penna 2013, Haddad 2017, Silva 2015, Penna et al. 2019, Haddad et al. 2018]. A execução do algoritmo obteve resultados positivos para maioria dos problemas testados, onde houve uma redução de poluentes para todos os casos testados, porém com um aumento do tempo necessário para encontrar uma solução.

Embora existam muitos trabalhos que fazem o estudo do PRVFH e do modelo de entregas fracionadas – PRVEF, percebemos que existem poucos trabalhos que consi-

deram simultaneamente ambos os quesitos: Frota Heterogênea e Entregas Fracionadas (PRVFHEF).

3. Metodologia

Nesta seção é descrito o algoritmo heurístico proposto, em fase de consolidação de testes computacionais.

3.1. Proposta de uma Heurística para o Problema de Roteamento de Veículos com Frota Heterogênea e entregas fracionárias - PRVFHEF

A seguir, é proposto um modelo denotado por PRVFHEF, baseado numa frota heterogênea de veículos com demandas fracionárias. A metodologia proposta é uma heurística híbrida conjugando filosofias do ILS com busca local RVND, combinação esta, que em trabalhos anteriores da nossa equipe do LabIC IC/UFF se mostrou muito eficientes [Subramanian 2012, Penna 2013, Haddad 2017, Silva 2015, Matos 2018, Penna et al. 2019, Haddad et al. 2018].

Seja M o conjunto de tipos de veículos disponíveis, cada tipo r possui uma capacidade Q_r , e seja $G = (V, A)$ um grafo completo onde os vértices V representam os clientes e a origem, e as arestas A são conexões de cada par (a, b) de V . Cada cliente i possui uma demanda K_i . Deve-se minimizar os custos de percurso total dos veículos de forma a atender completamente às demandas de todos os clientes do problema em pelo menos uma visita.

A construção da solução inicial é executada através da inserção dos clientes a rotas que serão criadas e ajustadas. A inserção de cada cliente é feita através do critério de *inserção mais próxima viável* [Subramanian 2012, Haddad 2017, Silva 2015] (CIMPV). Os movimentos *Split Reinsertion*, *Empty Routes* e *ReinsertSingleCustomer* de Silva [Silva 2015] foram implementados de forma a auxiliar na construção das soluções iniciais e na otimização das buscas locais. Para a otimização local do RVND, são utilizadas estruturas inter-rota e intra-rota comuns nos trabalhos revisados [Subramanian 2012, Haddad 2017, Silva 2015, Matos 2018].

A seguir, apresenta-se o pseudocódigo da solução proposta ao PRVFHEF, com base nos trabalhos anteriores [Subramanian 2012, Penna 2013, Silva 2015, Matos 2018, Penna et al. 2019]. A variável NumMaxIterAlg determina o número de vezes que a solução para o problema deverá ser procurada a partir de um estado inicial. Além deste, um limite de passos sem melhoria, chamado MaximoIteraçõesILS, foi criado para limitar o tempo de execução do programa em soluções que não conseguem mais ser melhoradas. Caso o problema informe, recebe-se também o número de veículos inicial para resolver o PRV.

Se esta informação não é conhecida, estima-se a quantidade de veículos necessária a partir das demandas iniciais do problema. Uma solução inicial é então criada, a qual será utilizada como base para a execução do ILS. Para criação desta solução inicial, cria-se um número de rotas vazias baseando-se na quantidade de veículos recebida ou estimada anteriormente. Quanto à adição das demandas dos clientes às rotas, primeiramente é escolhido um dentre dois critérios de inserção, o CIMPV ou CIMBVM. Também faz-se a escolha da estratégia de inserção, que pode ser sequencial ou paralela. Ambas escolhas são feitas e então executadas de forma aleatória, com o objetivo de diversificar a criação

da primeira solução, já que a mesma servirá de base para o resto da iteração do programa e ao começar em soluções iniciais bem heterogêneas, é possível percorrer o espaço de busca de forma bem abrangente. Esta solução então passa por um processo de redução de rotas, através do método *ReinsertSingleCustomer* similar ao de Silva [Silva 2015], encontrando rotas de tamanho 1 e tentando reinserir a demanda naquela rota em outra rota, removendo um veículo do sistema.

Na linha 9 temos o ciclo de cálculo da melhor solução através da execução da perturbação, que tem o objetivo de alterar a solução de forma que o método RVND, chamado a seguir, seja capaz de pesquisar uma grande variedade de vizinhanças da solução, guardando a nova solução encontrada caso a avaliação desta resulte em um custo menor que o custo da solução anterior. Esse ciclo é executado até que o limite máximo de iterações sem melhora seja atingido. Para a busca RVND, as vizinhanças são criadas de com os métodos de busca inter- rota e então são escolhidas e executadas de forma aleatória, de uma em uma, até que acabem. A cada execução verifica-se se uma solução melhor que a solução atual é encontrada. Caso isso ocorra, os métodos de busca intra-rota são então executados na solução encontrada de forma a tentar otimizar a nova solução.

Algoritmo 1 : Solução Roteamento de Veículos de Frota Heterogênea e Entregas Fracionárias

```

1: função PRVFHEF(MáximoIteraçõesAlg, NumMaxIterILS, NumVeículos)
2:   se NumVeículos desconhecido então
3:     NumVeículos  $\leftarrow$  EstimarVeículos()
4:   fim se
5:   Aval  $\leftarrow$  infinito
6:   SoluçãoAtual  $\leftarrow$   $\emptyset$ 
7:   para iters  $\leftarrow$  1 até MáximoIteraçõesAlg faça
8:     IterILS  $\leftarrow$  0
9:     SoluçãoInicial  $\leftarrow$  GeraSoluçãoInicial(NumVeículos)
10:    SoluçãoIteração  $\leftarrow$  BuscaRVND(SoluçãoInicial)
11:    enquanto IterILS < NumMaxIterILS faça
12:      SoluçãoCalculada  $\leftarrow$  Perturbar(SoluçãoIteração)
13:      SoluçãoCalculada  $\leftarrow$  BuscaRVND(SoluçãoCalculada)
14:      se Avalia(SoluçãoCalculada) > Avalia(SoluçãoIteração) então
15:        SoluçãoIteração  $\leftarrow$  SoluçãoCalculada
16:        IterILS  $\leftarrow$  0
17:      senão
18:        IterILS  $\leftarrow$  IterILS + 1
19:      fim se
20:    fim enquanto
21:    se Avalia(SoluçãoCalculada) > Avalia(SoluçãoIteração) então
22:      SoluçãoAtual  $\leftarrow$  SoluçãoIteração
23:    fim se
24:  fim para
25:  devolve SoluçãoAtual
26: fim função

```

Figura 2. Algoritmo geral para solução de PRV através de ILS e RVND [Penna et al. 2019].

4. Resultados Parciais e Conclusões

Os excelentes resultados obtidos em modelos similares do VRP em [Haddad et al. 2018] motivaram a criação desta nova proposta para o modelo PRVFHEF, ainda pouco explorado pela literatura. Os resultados parciais do algoritmo proposto tem se mostrado muito

promissores e com certeza, até o evento teremos consolidado a eficiência e a robustez do método aqui proposto. O PRV e suas variantes são problemas de grande aplicabilidade, em especial de transporte de bens, mas estando presente em outras aplicações com frequência. Os trabalhos de pesquisadores como Subramanian [Subramanian 2012], Penna [Penna 2013, Penna et al. 2019], Haddad [Haddad 2017, Haddad et al. 2018], Silva [Silva 2015] e Matos [Matos 2018] além de muitos outros, são de extrema importância no desenvolvimento de novas tecnologias por terem feito um grande progresso na pesquisa dos problemas relacionados, com as soluções criadas servindo de grande base para criação de novos algoritmos para solução de muitos Problemas de Roteamento de Veículos. Outros estudos são assim possíveis e necessários para melhorar ainda mais os sistemas atuais, em especial o PRVFHEF devido à relevância deste em casos reais como o das grandes empresas de vendas e entrega de produtos.

Referências

- Golden, B. L., Raghavan, S., Wasil, E. A., et al. (2008). *The vehicle routing problem: latest advances and new challenges*, volume 43. Springer.
- Haddad, M. N. (2017). *An efficient Heuristic for One-To-One Pickup and Delivery Problems*. PhD thesis, IC/UFF. Orientador: Luiz Satoru Ochi.
- Haddad, M. N., Martinelli, R., Vidal, T., Martins, S., Ochi, L. S., Souza, M. J. F., and Hartl, R. (2018). Large neighborhood-based metaheuristic and branch-and-price for the pickup and delivery problem with split loads. *European Journal of Operational Research*, 270(3):1014–1027.
- Lin, C., Choy, K. L., Ho, G. T., Chung, S. H., and Lam, H. (2014). Survey of green vehicle routing problem: past and future trends. *Expert systems with applications*, 41(4):1118–1138.
- Matos, M. R. (2018). *Problema de Roteamento de Veículos voltado para reduções de emissões de carbono*. PhD thesis, IC/UFF. Orientadores: Yuri Abitbol de Menezes Frota e Luiz Satoru Ochi.
- Penna, P. H. V. (2013). *Um algoritmo unificado para uma classe de problemas de roteamento de veículos com frota heterogênea*. PhD thesis, IC/UFF. Orientador: Luiz Satoru Ochi.
- Penna, P. H. V., Subramanian, A., Ochi, L. S., Vidal, T., and Prins, C. (2019). A hybrid heuristic for a broad class of vehicle routing problems with heterogeneous fleet. *Annals of Operations Research*, 273(1):5–74.
- Potvin, J.-Y. and Gendreau, M. (2019). *Handbook of Metaheuristics*. Springer.
- Silva, M. M. (2015). *Uma Heurística baseada em Iterated Local Search para o Problema de Roteamento de Veículos com Entregas Fracionárias*. PhD thesis, IC/UFF. Orientador: Luiz Satoru Ochi.
- Subramanian, A. (2012). *Heuristic, Exact and Hybrid Approaches for Vehicle Routing Problems*. PhD thesis, IC/UFF. Orientador: Luiz Satoru Ochi.
- Xiao, Y. and Konak, A. (2016). The heterogeneous green vehicle routing and scheduling problem with time-varying traffic congestion. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 88:146–166.