

Heurística de busca local para uso em Sistemas de Suporte a Decisão: Aplicação no Problema de Roteirização de Veículos Capacitados em duas Camadas

José Pedro Gomes da Cruz (USP)
Hugo Tsugunobu Yoshida Yoshizaki (USP)



O crescimento do e-commerce tem desafiado a eficiência das entregas, especialmente em áreas urbanas, devido ao aumento do volume de encomendas pequenas e a demanda por entregas rápidas e personalizadas. Além disso, problemas de logística urbana, como tráfego intenso e congestionamento, estacionamento limitado e infraestrutura de transporte inadequada, dificultam as entregas. Para lidar com esses desafios, o problema de roteirização de veículos capacitados em duas camadas (2E-CVRP) foi proposto. Nesse problema, a rede de distribuição é dividida em dois níveis, utilizando diferentes tipos de veículos (cargueiros e urbanos) para coleta e entrega. Os pacotes são consolidados em um centro de distribuição e transferidos para satélites localizados nas zonas urbanas para a entrega final aos clientes. No entanto, resolver o 2E-CVRP de forma eficiente é computacionalmente complexo. Portanto, este trabalho propõe o desenvolvimento de uma heurística baseada em busca local para resolver o problema, visando auxiliar sistemas de suporte à decisão no treinamento de gerentes de logística de e-commerce. A heurística é avaliada usando benchmarks com instâncias da literatura e os resultados mostram que alcança um gap médio de 7,4% e tempo médio de 9,26 segundos, atingindo as metas do trabalho de gap 10% e tempo máximo 30 segundos. No entanto, há variação nos resultados, indicando a necessidade de melhorias para problemas maiores, onde os gaps podem ultrapassar 20% e o tempo pode chegar a 34 segundos.

Palavras-chave: e-commerce, logística urbana, 2E-CVRP, heurística.

1. Introdução

O volume de entregas de e-commerce, segundo Statista (2020), tem tido grandes aumentos nos últimos anos, tendo alcançado a marca de 4,9 trilhões de dólares americanos em comercialização de produtos em plataformas digitais durante o ano de 2020, alterando exponencialmente a dinâmica da rede de distribuição logística visto a também mudança nos perfis de entrega.

Dentre essas mudanças, Snoeck e Winkenbach (2020) e Janjevic et al. (2020) apontam o aumento do número de encomendas pequenas e expressas, a grande concentração de entregas em áreas urbanas, a necessidade de se adaptar às mudanças sazonais no volume de encomendas, o crescimento da demanda por entregas durante horários fora do expediente comercial, a expectativa dos clientes por entregas rápidas e personalizadas, além do aumento da preocupação com questões de sustentabilidade, como a minimização do impacto ambiental das entregas.

Esta mudança de perfil representa aumento nos desafios para entregas, em especial em grandes centros urbanos, por intensiva, segundo Taniguchi (2014) problemas da logística urbana, tais como o Tráfego intenso e congestionamento, como as ruas e estradas das grandes cidades frequentemente congestionadas, o que pode levar a atrasos e dificuldades na entrega de mercadorias, o estacionamento limitado que dificulta encontrar um lugar para estacionar e descarregar mercadorias em áreas urbanas densamente povoadas pode ser difícil e demorado, além de outros como infraestrutura de transporte inadequada e riscos de fraude e roubo.

Para maximizar a eficiência e atender a essas limitações o problema de roteirização de veículos capacitados em duas camadas (2E-CVRP) teve como um dos idealizadores Crainic et al. (2008) que afirma que em muitos casos é benéfico dividir a rede de distribuição em dois níveis, cada uma utilizando diferentes tipos de veículos que Guastaroba et al. (2016) chamam de veículos cargueiros e urbanos, para coleta e entrega no depósito e nos clientes, respectivamente, em que instalações intermediárias, como UTPs ou satélites, facilitam a consolidação e transferência de mercadorias entre esses diferentes tipos de veículos.

No 2E-CVRP, Perboli, Tadei e Masoero (2009) descreve que pacotes são reunidos em um grande centro de distribuição, fora da zona urbana, levados por grandes veículos para os satélites, dentro da zona urbana, para então realizar entregas aos clientes em veículos de maior eficácia em centros urbanos.

Uma questão que surge neste problema é sua grande complexidade computacional para resolver o problema de forma eficiente, conforme Jie et al. (2019), além disso, Perboli e Rosano (2018) coloca que treinar gerentes para lidar com decisões complexas de forma ágil e dinâmica é uma

tarefa realizável especialmente com uso de sistemas de suporte a decisão (DSS) que entregue boas soluções de rotas rapidamente. Sendo rapidamente, para Santos (2021), em um DSS deve ser de no máximo trinta segundos.

Por conta disso, este trabalho visa o desenvolvimento de uma heurística para resolver o 2E-CVRP que possa ser utilizada em sistemas de suporte a decisão de treinamento de gerentes em logística de e-commerce. Para tanto, a heurística desenvolvida é baseada operadores de busca local e é avaliada com base em benchmarks com instancias da literatura do problema.

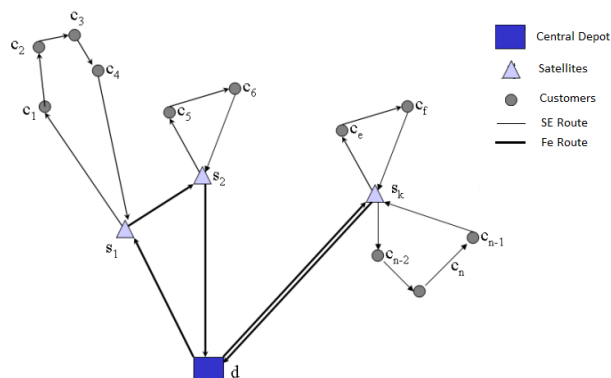
2. Revisão da Literatura

Esta seção se dedica a apresentar a descrição do problema de roteamento de veículos capacitados em duas camadas (2E-CVRP) e as principais estratégias de solução do problema que tenham rápida convergência a uma solução e mantendo bons valores em relação ao ótimo.

2.1. Descrição do Problema e Formulações matemáticas

A descrição formal do problema e modelo matemático é dada por Jepsen, Spoorendonk e Ropke (2013) e consiste em um grafo direto $G = (V, A)$ de vértices que incluem o depósito central, os clientes e os satélites e arcos ligando o depósito com satélites e satélites com clientes. Nesta definição, os produtos alocados no depósito central são transportados por uma frota de veículos cargueiros homogêneos para os satélites que, por sua vez, realizam a entrega final do produto nos clientes de demanda heterogêneas com uma frota de veículos homogêneos menores. Os veículos usados na primeira (FE) e segunda camada (SE) possuem capacidade de transporte Q_1 e Q_2 , existindo uma quantidade de viagens m_s que o conjunto veículos em cada satélite podem realizar. Também no problema, os clientes são heterogêneos, cada um contendo sua respectiva demanda d_i que precisa ser atendida integralmente por um mesmo veículo.

Figura 1-Exemplo ilustrativo de uma rota no 2E-CVRP



Fonte: Adaptado de Perboli, Tadei e Masoero (2009)

2.2. Estratégias de Solução

Para o 2E-CVRP e suas variantes, as estratégias de solução mais aplicadas são baseadas em algoritmos exatos de *branch-and-cut* (PERBOLI; TADEI; MASOERO, 2009) e em decomposição (MARQUES et al., 2020) que resolvem problemas de até 5 satélites e 50 clientes para o primeiro grupo e 15 satélites com 300 clientes para o segundo grupo, com tempo computacional em média de uma hora de tempo.

Outro grupo de estratégias são as heurísticas de busca local, construtivas e algoritmos genéticos. As heurísticas são capazes de resolver grandes problemas, porém assim como as exatas, os algoritmos genéticos são excessivamente demorados para DSSs, tendo sete autores que consideram os cromossomos de duas formas distintas.

2.2.1 Algoritmos Genéticos

Os Algoritmos Genéticos (AGs) são uma técnica de otimização inspirada no processo de evolução natural que ocorre na natureza. As aplicações de AGs no 2E-CVRP incluem trabalhos como de Wang, Lan e Zhao (2017), que considera um cromossomo como uma solução do problema, tendo cada gene sendo uma rota da Primeira (FE) ou segunda (SE) camada, e Zhou et al. (2018) que utilizando vários cromossomos para representar a solução, sendo cada cromossomo uma rota, com seus genes sendo um vértice do problema e usando um cromossomo adicional para ligar cromossomos da FE e SE.

Estes autores, assim como Sahraeian e Esmaili (2018) e Bevilaqua, Bevilaqua e Yamanaka (2019) utilizam várias heurísticas construtivas para gerar uma população inicial para o problema. O processo de seleção de indivíduos para reprodução inclui técnicas de Seleção aleatória, Torneios, Roleta e Melhor aptidão.

Após a seleção, o processo de troca de código dos cromossomos é feito baseados nos seguintes operadores: operador baseado em ordem, usados por Agárdi, Kovács e Bányai (2019) e He e Li (2019), o operador de cópia de rota utilizado por Bevilaqua, Bevilaqua e Yamanaka (2019) e Wang, Lan e Zhao (2017), o operador ciclo de crossover também usado por Agárdi, Kovács e Bányai (2019), o operador de Crossover Parcialmente mapeado (PMX) usado por Wang et al. (2018) e um operador específico para o problema 2E-CVRP elaborado por Zhou et al. (2018). Os autores utilizam como critério de parada um limite de interações sem melhorias.

2.2.2 Heurísticas Construtivas

Muitas das heurísticas para o 2E-CVRP têm em comum a estratégia de gerar uma solução inicial com heurística construtiva dividindo o problema em dois subproblemas separados, uma para a SE e uma para a FE, e resolver primeiramente o VRP relacionado à SE. Além disso, as

heurísticas construtivas são empregadas exclusivamente na geração da solução inicial, sendo seguidas por uma segunda fase de aprimoramento devido seu rápido tempo computacional.

Crainic et al. (2008) propõem duas abordagens para o problema de roteamento da SE. Na primeira, os clientes são atribuídos aos satélites mais próximos, resolvendo problemas CVRPs independentes. Na segunda, um CVRP multi-depot é resolvido. Em ambos os casos, a demanda acumulada nos satélites é considerada para resolver a primeira camada como um VRP clássico. Os resultados obtidos foram comparados com instâncias de teste, alcançando *GAPs* de 0 a 7% em relação ao ótimo. Por sua vez, Crainic et al. (2011) propõem heurísticas *Multi-Start* baseadas na separação da transferência de depósito para satélite e da entrega via satélite para o cliente, utilizando clusters e busca local para calcular as rotas.

Entretanto, existem outros métodos que se baseiam em heurísticas, como o vizinho mais próximo (BELGIN; KARAOGLAN; ALTIPARMAK, 2018), a inserção mais barata (LIU et al., 2016), a heurística de economia de *Clarke e Wright* (HEMMELMAYR; CORDEAU; CRAINIC, 2012) e a inserção aleatória (HE; LI, 2019). Sendo todas iniciadas com uma atribuição de clientes à satélites e depois ocorrendo a roteirização da segunda camada.

O método de inserção mais barata ganha um destaque visto que, dado os clientes atribuídos em um satélite, ele é capaz de encaixar os clientes na melhor posição possível de uma rota, alcançando bons resultados em frações de segundo mesmo para problemas grandes, conforme Liu et al. (2016).

Após a resolução do problema de roteamento referente ao segundo nível, o cálculo da demanda de cada satélite é realizado. Isso é feito a partir da demanda total dos clientes que foram atendidos por todas as rotas SE que partiram daquele determinado satélite. Em seguida, as rotas FE são construídas. Devido ao número relativamente pequeno de depósitos e satélites, muitos métodos utilizam abordagens exatas para solucionar o problema de roteamento FE (AMAROUCHE; GUIBADJ; MOUKRIM, 2018; GU et al., 2022; WANG; SHAO; ZHOU, 2017; JIE et al., 2019). Entretanto, o procedimento mais comum para calcular a FE é o de Breunig et al. (2016) que em situações em que os satélites possuem uma demanda que excede a capacidade de um único veículo FE, propõe um processo de pré-processamento. O processo consiste em atender qualquer satélite com demanda superior à capacidade do veículo FE por meio de viagens diretas (ida e volta) partindo do depósito mais próximo, até que a demanda restante seja menor que a capacidade do veículo FE. Após esta etapa, uma heurística de inserção mais barata é aplicada com o objetivo de construir rotas FE para atender a demanda

remanescente dos satélites. É importante ressaltar que esta estratégia foi desenvolvida especificamente para esta situação, a fim de garantir a eficiência do processo de roteamento.

2.2.3 Heurísticas de busca local

Heurísticas de busca local são utilizadas para explorar o entorno de uma solução promissora, partindo dela para avaliar solução vizinhas, obtidas com algum operador de perturbação, como a realocação de um cliente para uma posição diferente dentro da rota, ou mesmo para uma rota diferente.

A solução do melhor vizinho pode ser feito com uma política de primeira melhor solução, como nos trabalhos de Amarouche, Guibadj e Moukrim (2018), que leva a convergências mais rápidas a uma solução final, mas também podem ser pautadas em políticas de melhor melhoria, onde toda a vizinhança é computada e o que melhor desempenha é selecionado como a próxima solução candidata, como nos trabalhos de Belgin, Karaoglan e Altiparmak (2018) e Liu et al. (2016), mesmo que exija do algoritmo mais tempo computacional.

Os principais operadores utilizados para perturbar as soluções são os de realocação (relocate), troca (exchange), 2-opt, 2-opt*, mudança de satélite (satellite change) e troca de satélite (satellite change).

Os operadores de realocação e troca são utilizados, conforme Amarouche, Guibadj e Moukrim (2018), para realocar uma sequência de m clientes na rota e para trocar dois clientes de posição, com clientes individuais e grupos de até 3 clientes, como usado por Crainic et al. (2008), He e Li (2019), Anderluh, Hemmelmayr e Nolz (2016) e Anderluh et al. (2021).

Os operadores 2-opt e 2-opt* são operadores intra-rota e inter-rota, respectivamente, entre dois pares de clientes sendo, no caso do 2-opt, a inversão na sequência de atendimento entre dois clientes respectivos ou a substituição de um cliente pelo outro entre clientes de duas rotas diferentes, no caso do 2-opt*. Estes operadores são aplicados apenas nas rotas da segunda camada, como é o caso de Gu et al. (2022), Wang, Shao e Zhou (2017) e Zeng et al. (2014), porém Enthoven et al. (2020) e Liu et al. (2016) também aplicam às rotas da primeira camada do problema, visto que, no caso do 2-opt*, por exemplo, a demanda alocada nos satélites sofrem mudanças, logo a primeira camada também exige alterações.

Para evitar mudanças de demanda nos satélites, Hemmelmayr, Cordeau e Crainic (2012) e utilizam a estratégia de só aplicar operadores para rotas da segunda camada que partem de um mesmo satélite, evitando necessidade de recálculo da primeira camada. Outra estratégia, utilizada por Breunig et al. (2016, 2019) e Zhou et al. (2018), é avaliar somente mudanças entre

clientes limitados aos m mais próximos, limitando assim a quantidade de iterações que suas heurísticas.

Os operadores de mudança de satélite (satellite change) e troca de satélite (satellite change) definidos por Zeng et al. (2014) para avaliar se mudando o satélite que atende uma rota por outro ou trocando os satélites de atendimento de duas rotas distintas, é possível obter melhores soluções, tais operadores são utilizados também por Belgin, Karaoglan e Altiparmak (2018) e Yu, Puchinger e Sun (2020), porém é observável que tais mudanças exigem recálculo da primeira camada, sendo aplicado os métodos de heurística construtiva de geração de solução inicial da FE para tanto.

Outros procedimentos de busca local aplicados ao 2E-VRP incluem a reatribuição de clientes ao seu segundo satélite mais próximo (CRAINIC et al., 2011), um procedimento de busca local de *Lin Kernighan*, criado por Bevilaqua, Bevilaqua e Yamanaka (2019), um procedimento de divisão (HEMMELMAYR; CORDEAU; CRAINIC, 2012) e movimentos relacionados a opções de entrega (ZHOU et al., 2018).

3. Metodologia

Este trabalho visa o desenvolvimento de uma heurística capaz de encontrar boas soluções para o 2E-VRP em tempo computacional menor que trinta segundos para ser utilizada em sistemas de suporte a decisão para treinamentos de profissionais em logística.

Para tanto, este trabalho estuda um conjunto de 54 instancias utilizadas por Jiu (2021) com 21 a 50 clientes e 2 a 4 satélites. Inicialmente, as instâncias foram resolvidas utilizando o modelo matemático de Jepsen2013, programado em Python v13.11 com o solver *Gurobi* versão 9.1.2, com limite de tempo de uma hora. Foram identificados os melhores incumbentes alcançados pelo solver dentro desse limite, juntamente com o *best bound*, que é o limite inferior da solução relaxada do problema.

Em seguida, as instâncias foram resolvidas pela heurística programada na mesma versão de Python. Os valores obtidos foram tabulados juntamente com as soluções e tempos computacionais fornecidos por Jie et al. (2019).

Todos os experimentos numéricos foram realizados em uma máquina com as seguintes especificações de hardware: um processador 11th Gen Intel(R) Core(TM) i7-1165G7 @ 2.80GHz com frequência de clock de 1.69 GHz, 16GB de memória RAM e um disco SSD com capacidade de armazenamento de 1TB.

A heurística desenvolvida atua em duas etapas, a primeira etapa da heurística consiste em uma heurística construtiva para geração de solução inicial para então, na segunda etapa, ser melhorada por meio de uma heurística de busca local.

3.1. Heurística Construtiva

A primeira etapa é uma construtiva em que os clientes são designados para satélites levando em consideração o critério de proximidade e a capacidade dos satélites, caso exista. Em seguida, o método de inserção mais barata é utilizado para criar rotas em cada satélite.

As rotas da primeira camada são calculadas conforme o procedimento Breunig et al. (2019), em que para os satélites que possuem uma demanda acumulada maior do que a capacidade dos veículos da primeira camada (FE), são criadas rotas diretas do depósito aos satélites. Para as demandas excedentes e clientes que devem ser atendidos diretamente pelo depósito, o método de inserção é utilizado para finalizar as rotas.

3.2. Heurística de busca local

A segunda etapa da heurística consiste em uma busca local utilizando o operador de troca para trocar grupos de clientes entre as rotas. Novamente, o método de inserção é utilizado para identificar a posição em que os clientes devem ser inseridos nas rotas, de forma a adicionar o menor custo possível.

A busca local segue uma política de primeira melhoria, ou seja, em cada iteração, caso haja uma melhoria, a iteração é encerrada e inicia-se a próxima. O procedimento de busca continua enquanto iterações obtiverem melhorias ou até que um limite de tempo preestabelecido seja alcançado.

Em cada iteração, para cada par de rotas, observa-se, para cada par de clientes em cada rota, se a troca dos pares de rotas gera uma melhoria e respeita as restrições dos veículos. Caso esses pares de clientes não gerem melhoria, para o mesmo par de rotas, testa-se a troca de um cliente de cada rota.

Durante as buscas por pares de clientes, se uma das rotas tiver menos de dois clientes, ela realizará uma mudança com apenas um ou nenhum cliente. Após testar todos os pares de rotas, busca-se, em cada trio de rotas, se existe alguma troca de um cliente por rota que resulte em melhoria, encerrando a iteração em sequência. Na etapa que considera o trio de rotas, caso até duas rotas estejam vazias, elas são avaliadas, recebendo um dos clientes das demais rotas.

Durante a avaliação de pares e trios de rotas, caso algum satélite tenha disponibilidade para mais viagens, uma nova rota vazia é considerada na heurística, a fim de garantir a avaliação de novas rotas na busca local.

Uma troca entre rotas é considerada uma melhoria se o custo resultante do par ou trio de rotas for menor do que o custo anterior. Caso as rotas tenham origem em satélites diferentes, as rotas da FE são recalculadas utilizando o método construtivo. Nessa avaliação de melhoria, tanto o custo original quanto o custo resultante da troca são considerados na decisão final.

4. Experimentação Numérica

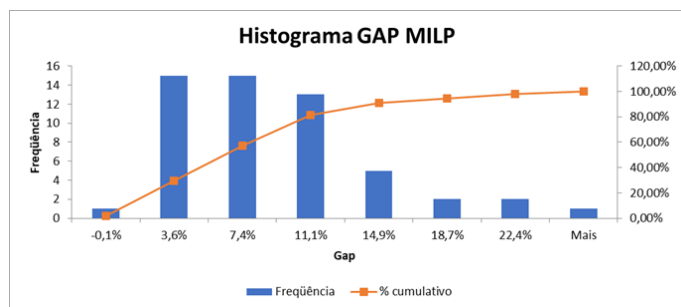
A Tabela 1 apresenta um resumo dos resultados e a descrição básica das instâncias. A coluna "instância" contém o nome da instância, "nS" e "nC" representam a quantidade de satélites e clientes, respectivamente. Os campos "Resultados do Modelo Linear", "Resultados Heurística" e "Resultados Literatura" representam resultados adquiridos em cada modo de solução. As colunas "Incumbent" e "Time (s)" abaixo de cada campo representa a melhor solução encontrada em cada instância e o tempo que o método levou para resolver. A Coluna "Gap MILP" mede a distância ou *gap* da heurística frente o modelo matemático e é calculado como a diferença entre a solução da heurística e o incumbente do modelo matemático dividido pelo incumbente do modelo matemático. Por fim, a coluna "Gap" mede o *gap* da heurística frente o resultado da literatura e é calculado de forma análoga a "Gap MILP".

As Figuras 1, 2, 3 e 4 contêm o resumo gráfico em histograma dos resultados da heurística frente ao modelo matemático, o tempo de execução da heurística, o resultado frente a literatura e tempo de execução da heurística da literatura, respectivamente.

A análise dos resultados mostra que o Gap médio da heurística é de 7,4% resolvendo as heurísticas com tempo médio de 9,26 segundos, o que são resultados animadores para implementação no sistema, mesmo o gap médio estando alto frente ao ideal que seria gap de 0%. Todavia, a análise dos histogramas mostra que o intervalo de gap da heurística tem uma grande variação entre as instâncias, concentrando-se entre 0 e 15%, podendo ainda assim alcançar gaps maiores que 20%, indicando necessidade de melhoria do procedimento da heurística.

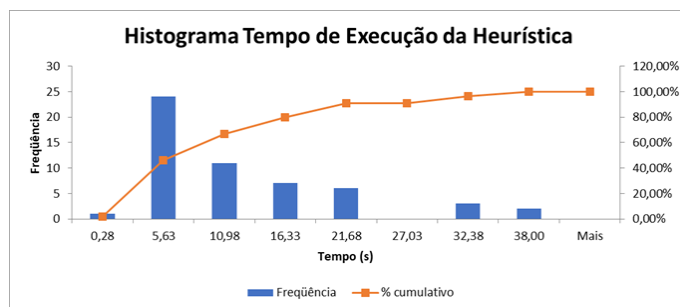
Além disso, o tempo de processamento da heurística varia bastante dentro da margem aceitável de tempo, a observar histograma da Figura 2, que seria 30 segundos, mesmo que 5 das 54 instancias tenham alcançado 32 e 34 segundos, o limite de tempo pode ser empregado para o controlar isso durante uso do DSS.

Figura 2 - Histograma de Gap da Heurística



Fonte: Autor

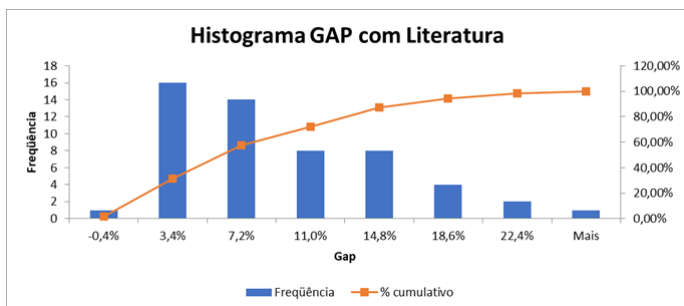
Figura 3 - Histograma do tempo de execução da Heurística



Fonte: Autor

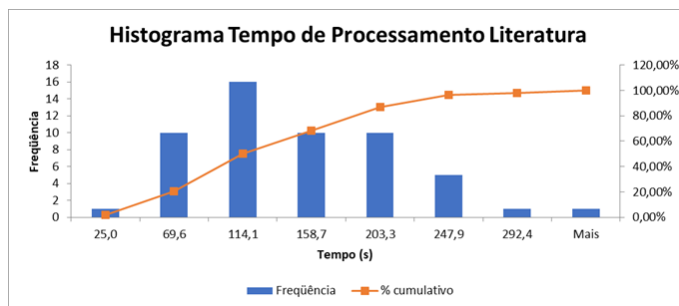
Por fim, o gap frente a literatura é animador também, pois o gap médio da heurística frente a literatura também é de 7,4% e o histograma da Figura 3 mostra que o gap das instâncias tem concentração mais próxima desse número, mesmo que a calda do histograma também possa alcançar valores acima de 20%. Em termos de comparação de tempo computacional, a heurística da literatura resolve os problemas em cerca de 126 segundos, o que é mais de 2 minutos de processamento, podendo chegar a mais de 290 segundos de tempo de processamento e se concentrando em tempos entre 60 e 203 segundos, vide Figura 4. Visto isso, a heurística desenvolvida neste trabalho encontra-se em melhor possibilidade de utilização no DSS, apesar de necessitar de melhorias em termos de qualidade de solução.

Figura 4 - Histograma de Gap da Heurística frente literatura



Fonte: Autor

Figura 5 - Histograma de Tempo de Execução da literatura



Fonte: Autor

Tabela 1 - Tabela de Resultados

instancia	Resultados do Modelo Linear					Resultados Heurística			Resultados Literatura		
	nS	nC	Incumbent	Best Bound	Time (s)	Incumbent	Gap MILP	Time (s)	Incumbent	Time (s)	GAP
Set2a_E-n22-k4-s10-14	2	21	371,50	371,50	16,99	371,50	0,0%	0,98	371,50	25,00	0,0%
Set2a_E-n22-k4-s11-12	2	21	427,22	427,22	252,47	446,05	4,4%	0,65	427,22	31,00	4,4%
Set2a_E-n22-k4-s12-16	2	21	386,92	386,92	141,56	441,89	14,2%	0,29	392,78	66,00	12,5%
Set2a_E-n22-k4-s6-17	2	21	417,07	417,07	8,98	443,16	6,3%	1,25	417,07	27,00	6,3%
Set2a_E-n22-k4-s8-14	2	21	384,96	384,96	24,62	392,92	2,1%	0,77	384,96	27,00	2,1%
Set2a_E-n22-k4-s9-19	2	21	455,79	455,79	120,86	499,25	9,5%	0,52	470,60	47,00	6,1%
Set2a_E-n33-k4-s1-9	2	32	729,95	720,32	3600,36	749,59	2,7%	1,62	730,16	159,00	2,7%
Set2a_E-n33-k4-s14-22	2	32	779,05	779,05	883,22	983,06	26,2%	3,01	779,05	184,00	26,2%
Set2a_E-n33-k4-s2-13	2	32	705,20	705,20	880,06	746,52	5,9%	1,59	714,63	102,00	4,5%
Set2a_E-n33-k4-s3-17	2	32	696,75	682,71	3600,35	831,24	19,3%	1,07	707,48	186,00	17,5%
Set2a_E-n33-k4-s4-5	2	32	756,91	726,76	3600,44	828,96	9,5%	1,88	778,74	237,00	6,4%
Set2a_E-n33-k4-s7-25	2	32	743,39	743,39	783,39	800,33	7,7%	7,18	756,85	205,00	5,7%
Set2b_E-n51-k5-s11-19-27	4	50	527,63	498,88	3601,47	615,90	16,7%	37,73	527,63	206,00	16,7%
Set2b_E-n51-k5-s11-19	2	50	607,83	552,32	3600,87	637,39	4,9%	10,28	581,64	179,00	9,6%
Set2b_E-n51-k5-s2-17	2	50	578,38	550,64	3600,87	595,08	2,9%	34,33	597,49	88,00	-0,4%
Set2b_E-n51-k5-s2-4-17-4	4	50	548,31	494,29	3601,44	598,20	9,1%	19,70	530,76	251,00	12,7%
Set2b_E-n51-k5-s27-47	2	50	533,55	509,79	3600,80	583,27	9,3%	17,34	538,22	40,00	8,4%
Set2b_E-n51-k5-s32-37	2	50	552,28	528,57	3600,91	590,80	7,0%	6,94	552,28	89,00	7,0%
Set2b_E-n51-k5-s4-46	2	50	530,76	519,25	3600,86	577,58	8,8%	31,40	530,76	138,00	8,8%
Set2b_E-n51-k5-s6-12-32-	4	50	547,65	502,04	3601,62	585,66	6,9%	8,98	531,92	152,00	10,1%
Set2b_E-n51-k5-s6-12	2	50	553,42	517,80	3600,82	567,68	2,6%	30,35	554,81	104,00	2,3%
Set2c_E-n51-k5-s11-19-27	4	50	533,20	504,21	3601,50	645,60	21,1%	31,52	530,76	189,00	21,6%
Set2c_E-n51-k5-s11-19	2	50	612,04	557,90	3600,85	644,72	5,3%	20,60	619,81	215,00	4,0%
Set2c_E-n51-k5-s2-17	2	50	602,00	553,72	3600,79	621,14	3,2%	15,33	605,62	96,00	2,6%
Set2c_E-n51-k5-s2-4-17-4	4	50	615,24	531,86	3601,48	676,94	10,0%	9,14	601,39	337,00	12,6%
Set2c_E-n51-k5-s27-47	2	50	530,76	522,03	3600,88	625,33	17,8%	5,77	530,76	59,00	17,8%
Set2c_E-n51-k5-s32-37	2	50	790,98	702,94	3600,87	840,39	6,2%	16,27	755,28	77,00	11,3%
Set2c_E-n51-k5-s4-46	2	50	673,34	625,78	3600,80	746,77	10,9%	9,24	702,33	155,00	6,3%
Set2c_E-n51-k5-s6-12-32-	4	50	595,12	523,56	3601,55	654,92	10,0%	12,30	567,42	151,00	15,4%
Set2c_E-n51-k5-s6-12	2	50	576,62	536,18	3600,89	598,83	3,9%	9,95	567,42	95,00	5,5%
Set3_E-n22-k4-s13-14	2	21	523,06	523,06	185,41	526,15	0,6%	0,32	526,15	103,00	0,0%
Set3_E-n22-k4-s13-16	2	21	516,46	516,46	506,18	561,84	8,8%	0,62	521,09	107,00	7,8%
Set3_E-n22-k4-s13-17	2	21	490,69	490,69	124,74	496,38	1,2%	0,28	496,38	56,00	0,0%
Set3_E-n22-k4-s14-19	2	21	476,40	476,40	952,08	517,80	8,7%	0,36	498,80	75,00	3,8%
Set3_E-n22-k4-s17-19	2	21	496,58	496,58	1683,04	524,80	5,7%	1,00	512,81	89,00	2,3%
Set3_E-n22-k4-s19-21	2	21	511,18	511,18	1312,67	545,72	6,8%	0,39	520,42	68,00	4,9%
Set3_E-n33-k4-s16-22	2	32	666,78	636,54	3600,35	689,83	3,5%	2,51	672,17	58,00	2,6%
Set3_E-n33-k4-s16-24	2	32	662,98	634,27	3600,42	747,90	12,8%	1,16	666,02	115,00	12,3%
Set3_E-n33-k4-s19-26	2	32	674,86	656,23	3600,35	689,21	2,1%	0,95	680,36	200,00	1,3%
Set3_E-n33-k4-s22-26	2	32	677,66	661,45	3600,37	708,27	4,5%	1,14	680,37	121,00	4,1%
Set3_E-n33-k4-s24-28	2	32	667,83	641,28	3600,36	677,69	1,5%	1,70	670,43	88,00	1,1%
Set3_E-n33-k4-s25-28	2	32	644,01	635,87	3600,37	722,64	12,2%	0,87	650,58	86,00	11,1%
Set3_E-n51-k5-s12-18	2	50	694,18	647,58	3600,81	693,16	-0,1%	10,60	690,59	116,00	0,4%
Set3_E-n51-k5-s12-41	2	50	688,57	631,36	3600,87	704,66	2,3%	3,49	683,05	123,00	3,2%
Set3_E-n51-k5-s12-43	2	50	749,24	686,08	3600,80	849,89	13,4%	19,19	710,41	177,00	19,6%
Set3_E-n51-k5-s13-19	2	50	560,68	531,19	3600,90	570,12	1,7%	16,63	560,73	148,00	1,7%
Set3_E-n51-k5-s13-42	2	50	570,49	543,58	3600,83	618,68	8,4%	5,04	564,45	87,00	9,6%
Set3_E-n51-k5-s13-44	2	50	571,20	544,34	3600,82	644,85	12,9%	17,19	564,45	105,00	14,2%
Set3_E-n51-k5-s39-41	2	50	741,88	673,63	3600,81	788,26	6,3%	7,15	728,54	216,00	8,2%
Set3_E-n51-k5-s40-41	2	50	715,93	663,34	3600,82	730,11	2,0%	12,61	723,75	177,00	0,9%
Set3_E-n51-k5-s40-42	2	50	732,08	652,74	3600,81	764,60	4,4%	7,21	746,31	193,00	2,5%
Set3_E-n51-k5-s40-43	2	50	755,99	687,54	3600,82	822,11	8,7%	13,56	753,19	199,00	9,1%
Set3_E-n51-k5-s41-42	2	50	820,04	725,11	3600,88	857,37	4,6%	13,84	771,56	132,00	11,1%
Set3_E-n51-k5-s41-44	2	50	831,25	706,61	3600,86	831,81	0,1%	14,10	804,23	99,00	3,4%
Média						7,4%	9,26		126,94	7,4%	

Fonte: Autor

5. Conclusões

Este trabalho teve por objetivo o desenvolvimento de uma heurística para resolver o 2E-CVRP que possa ser utilizada em sistemas de suporte a decisão de treinamento de gerentes em logística

de e-commerce. Para tanto, foi desenvolvido uma heurística iniciada com um método de inserção mais barata para gerar solução inicial melhorada com uma busca local baseada em operadores da troca.

A avaliação da heurística foi realizada por meio de benchmarks de instancias usadas por Jie et al. (2019) para conferir o desempenho em termos de tempo computacional e distancias das melhores soluções possíveis.

Os resultados do trabalho mostram que a heurística é capaz de alcançar gap médio de 7,4% tanto em relação a Jie et al. (2019) quanto as incumbentes da solução do modelo matemático do problema e tempo computacional médio de 9,26 segundos, alcançando as metas do trabalho que eram gaps de 10% e tempo 30 segundos.

Apesar disso, ao observar o intervalo de variação destes resultados, é clara a necessidade de melhorias na heurística para uso em DSSs visto que há casos que os gaps ultrapassam os 20% e batem 34 segundos, indicando que para problemas maiores que os utilizados em treinamentos, as soluções podem ser demoradas ou de baixa qualidade.

Para próximos passos e trabalhos futuros, a heurística deve ser melhorada incluindo procedimentos de busca em vizinhança, como técnicas de *Tabu Search* para melhorar eficiência das buscas e permitir inclusão de mais operadores para ganho em gap.

REFERÊNCIAS

AGÁRDI, A.; KOVACS, L.; BÁNYAI, T. Two - echelon vehicle routing problem with recharge stations. *Transport and Telecommunication Journal*, Walter de Gruyter GmbH, v. 20, n. 4, p. 305–317, nov. 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.2478/ttj-2019-0025>>.

AMAROUCHE, Y.; GUIBADJ, R. N.; MOUKRIM, A. A neighborhood search and set cover hybrid heuristic for the two-echelon vehicle routing problem. In: BORNDORFER, R.; STORANDT, S. (Ed.). *18th Workshop on Algorithmic Approaches for Transportation Modelling, Optimization, and Systems (ATMOS 2018)*. Dagstuhl, Germany: Schloss Dagstuhl–Leibniz-Zentrum fuer Informatik, 2018. (OpenAccess Series in Informatics (OASIS), v. 65), p. 11:1–11:15. ISBN 978-3-95977-096-5. ISSN 2190-6807. Disponível em: <<http://drops.dagstuhl.de/opus/volltexte/2018/9716>>.

ANDERLUH, A. et al. Multi-objective optimization of a two-echelon vehicle routing problem with vehicle synchronization and ‘grey zone’ customers arising in urban logistics. *European Journal of Operational Research*, v. 289, n. 3, p. 940–958, 2021. ISSN 0377-2217. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221719306289>>.

ANDERLUH, A.; HEMMELMAYR, V. C.; NOLZ, P. C. Synchronizing vans and cargo bikes in a city distribution network. *Central European Journal of Operations Research*, Springer Science and Business Media LLC, v. 25, n. 2, p. 345–376, mar. 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10100-016-0441-z>.

BELGIN, O.; KARAOGLAN, I.; ALTIPARMAK, F. Two-echelon vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery: Mathematical model and heuristic approach. *Computers & Industrial Engineering*, Elsevier BV, v. 115, p. 1–16, jan. 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2017.10.032>.

BEVILAQUA, A.; BEVILAQUA, D.; YAMANAKA, K. Parallel island based memetic algorithm with lin-kernighan local search for a real-life two-echelon heterogeneous vehicle routing problem based on brazilian wholesale companies. *Applied Soft Computing*, Elsevier BV, v. 76, p. 697–711, mar. 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.12.036>.

BREUNIG, U. et al. A large neighbourhood based heuristic for two-echelon routing problems. *Computers Operations Research*, v. 76, p. 208–225, 2016. ISSN 0305-0548. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054816301459>.

BREUNIG, U. et al. The electric two-echelon vehicle routing problem. *Computers Operations Research*, v. 103, p. 198–210, 2019. ISSN 0305-0548. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054818302909>.

CRAINIC, T. G. et al. Clustering-based heuristics for the two-echelon vehicle routing problem. Montréal, Québec, Canada: Technical Report. CIRRELT-2008-46, CIRRELT., 2008.

CRAINIC, T. G. et al. Multi-start heuristics for the two-echelon vehicle routing problem. In: *Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization*. Springer Berlin Heidelberg, 2011. p. 179–190. Disponível em: https://doi.org/10.1007/978-3-642-20364-0_16.

ENTHOVEN, D. L. et al. The two-echelon vehicle routing problem with covering options: City logistics with cargo bikes and parcel lockers. *Computers & Operations Research*, Elsevier BV, v. 118, p. 104919, jun. 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.cor.2020.104919>.

GU, W. et al. A sequential approach for a multi-commodity two-echelon distribution problem. *Computers Industrial Engineering*, v. 163, 2022. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054812000871>.

GUASTAROBBA, G., SPERANZA, M. G., & VIGO, D. Intermediate facilities in freight transportation planning: A survey. *Transportation Science*, v. 50, n. 3, pp. 763–789, 2016.

HE, P.; LI, J. The two-echelon multi-trip vehicle routing problem with dynamic satellites for crop harvesting and transportation. *Applied Soft Computing*, v. 77, p. 387–398, 2019. ISSN 1568-4946. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494619300468>.

HEMMELMAYR, V. C.; CORDEAU, J.-F.; CRAINIC, T. G. An adaptive large neighborhood search heuristic for two-echelon vehicle routing problems arising in city logistics. *Computers Operations Research*, v. 39, n. 12, p. 3215–3228, 2012. ISSN 0305-0548. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054812000871>.

JEPSEN, M.; SPOORENDONK, S.; ROPKE, S. A branch-and-cut algorithm for the symmetric two-echelon capacitated vehicle routing problem. *Transportation Science, INFORMS*, v. 47, n. 1, p. 23–37, 2013. ISSN 00411655, 15265447. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/23362884>.

JIE, W. et al. The two-echelon capacitated electric vehicle routing problem with battery swapping stations: Formulation and efficient methodology. *European Journal of Operational Research, Elsevier BV*, v. 272, n. 3, p. 879–904, fev. 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.07.002>.

LIU, R. et al. Simulation-based optimisation approach for the stochastic two-echelon logistics problem. *International Journal of Production Research, Informa UK Limited*, v. 55, n. 1, p. 187–201, jun. 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/00207543.2016.1201221>.

MARQUES, G. et al. An improved branch-cut-and-price algorithm for the two-echelon capacitated vehicle routing problem. *Computers & Operations Research, Elsevier BV*, v. 114, p. 104833, fev. 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.cor.2019.104833>.

PERBOLI, G.; ROSANO, M. A decision support system for optimizing the last-mile by mixing traditional and green logistics. In: *Lecture Notes in Business Information Processing*. Springer International Publishing, 2018. p. 28–46. Disponível em: https://doi.org/10.1007/978-3-319-73758-4_3.

PERBOLI, G.; TADEI, R.; MASOERO, F. Valid inequalities for the two-echelon capacitated vehicle routing problem. *CIRRELT, Montréal, CIRRELT-2009-39*, 2009.

SAHRAEIAN, R.; ESMAEILI, M. A multi-objective two-echelon capacitated vehicle routing problem for perishable products. *Journal of Industrial and Systems Engineering*, v. 11, n. 2, p. 62–84, 2018.

SANTOS, F. A. A. de A. Otimização visual interativa com múltiplos critérios: sistema de apoio à decisão para treinamento em logística humanitária. Tese (Doutorado), 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.11606/d.3.2021.tde-12042021-145621>.

SNOECK, A., & WINKENBACH, M. The value of physical distribution flexibility in serving dense and uncertain urban markets. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, v. 136, pp. 151–177, 2020. doi:10.1016/j.tra.2020.02.011

Statista. Retail E-commerce Sales Worldwide From 2014 to 2023 (in Billion U.S. Dollars), 2020. Retrieved from. <https://bit.ly/32SAtpQ>.

TANIGUCHI, E. Concepts of city logistics for sustainable and liveable cities. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, v. 151, p. 310–317, 2014. ISSN 1877-0428. Green Cities - Green Logistics for Greener Cities, Szczecin, 19-21 May 2014. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877042814054718>.

WANG, Y. et al. Economic and environmental evaluations in the two-echelon collaborative multiple centers vehicle routing optimization. *Journal of Cleaner Production*, Elsevier BV, v. 197, p. 443–461, out. 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.06.208>.

WANG, K.; LAN, S.; ZHAO, Y. A genetic-algorithm-based approach to the two-echelon capacitated vehicle routing problem with stochastic demands in logistics service. *Journal of the Operational Research Society*, Informa UK Limited, v. 68, n. 11, p. 1409–1421, nov. 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1057/s41274-016-0170-7>.

WANG, K.; SHAO, Y.; ZHOU, W. Matheuristic for a two-echelon capacitated vehicle routing problem with environmental considerations in city logistics service. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, Elsevier BV, v. 57, p. 262–276, dez. 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.trd.2017.09.018>.

YU, S.; PUCHINGER, J.; SUN, S. Two-echelon urban deliveries using autonomous vehicles. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, Elsevier BV, v. 141, p. 102018, set. 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.tre.2020.102018>.

ZENG, Z. yang et al. A hybrid GRASPVND heuristic for the two-echelon vehicle routing problem arising in city logistics. *Mathematical Problems in Engineering*, Hindawi Limited, v. 2014, p. 1–11, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1155/2014/517467>.

ZHOU, L. et al. A multi-depot two-echelon vehicle routing problem with delivery options arising in the last mile distribution. *European Journal of Operational Research*, Elsevier BV, v. 265, n. 2, p. 765–778, mar. 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.08.011>.