LVI SBPO SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
DE 04 ATÉ 07 NOVEMBRO 2024
FORTALEZA | CEARÁ

ANÁLISE E DESENVOLVIMENTO DE ALGORITMOS EFICIENTES PARA PROBLEMAS DE ROTEAMENTO DE VEÍCULOS HÍBRIDOS COM CAMINHÕES E DRONES

Victor Hugo Corpas dos Santos Guaraná
Instituto de Computação - Universidade Federal Fluminense
victorguarana@id.uff.br

Luiz Satoru Ochi
Instituto de Computação - Universidade Federal Fluminense
satoru@ic.uff.br

RESUMO

Este estudo aborda o Problemas de Roteamento de Veículos Híbridos com Caminhões e Drones (PRVHCD), uma variante do Problema de Roteamento de Veículos (PRV) que integra drones para melhorar a eficiência das entregas. O objetivo deste trabalho é propor, implementar, avaliar e comparar a eficácia de diferentes aplicações das abordagens *Last-Mile Delivery* e *Mothership* na solução do PRVHCD, considerando métricas como distância percorrida, tempo de entrega e custos de combustível. A primeira abordagem utiliza drones apenas para a última etapa da entrega, realizando voos curtos e de forma paralela à movimentação do veículo. A segunda abordagem envolve caminhões que funcionam como bases de lançamento para os drones, onde o veículo fica estacionado enquanto os drones realizam entregas. As implementações foram testadas em um conjunto de cenários variados, simulando diferentes quantidades de clientes e depósitos, e densidades de pedidos.

PALAVRAS CHAVE. Roteamento de Veıculos Hıbridos com Caminhões e Drones. Entrega da última milha. Nave-mãe.

Tópicos (Logística Inteligente, Cidades Inteligentes)

ABSTRACT

This study addresses the Hybrid Vehicle Routing Problem with Trucks and Drones (HVRP-TD), a variant of the Vehicle Routing Problem (VRP) that integrates drones to improve delivery efficiency. The objective of this work is to propose, implement, evaluate, and compare the effectiveness of different applications of the Last-Mile Delivery and Mothership approaches in solving the HVRP-TD, considering metrics such as distance traveled, delivery time, and fuel costs. The first approach uses drones only for the last step of the delivery, performing short flights in parallel to the movement of the truck. The second approach involves trucks acting as launch bases for the drones, where the vehicle remains stationary while the drones make deliveries. The implementations were tested in a set of varied scenarios, simulating different quantities of customers and warehouses, and densities of orders.

KEYWORDS. Hybrid Vehicle Routing Problem with Trucks and Drones. Last-Mile Delivery. Mothership.

Paper topics (Smart Logistics, Smart Cities)

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193797
https://proceedings.science/p/193797?lang=pt-br

1. Introdução

Nos últimos anos, a logística de entrega tem enfrentado desafios crescentes devido ao aumento da demanda por entregas rápidas e eficientes, especialmente em regiões de difícil acesso e áreas urbanas com crescente densidade populacional [UNDP]. Para atender a essas demandas, a integração de novas tecnologias no processo de entrega tornou-se essencial. Uma dessas inovações é a utilização combinada de veículos terrestres e drones, resultando na formulação do Problemas de Roteamento de Veículos Híbridos com Caminhões e Drones (PRVHCD), uma extensão do clássico Problema de Roteamento de Veículos (PRV) [Golden et al., 2008].

O PRVHCD busca otimizar a rota de uma frota de veículos terrestres que trabalham em conjunto com drones para realizar entregas de forma mais eficiente. Essa abordagem visa aproveitar a capacidade de carga e a robustez dos caminhões, juntamente com a agilidade e a capacidade de acessar áreas de difícil alcance dos drones [Liu et al., 2022]. Para trabalharem em conjunto, é necessário definir o tipo de relação entre ambos.

Este artigo propõe, implementa, avalia e compara duas abordagens distintas para solucionar o PRVHCD, a *Last Mile Delivery* (LMD) [Chiang et al., 2019] e a *Mothership* (MS) [Poikonen e Golden, 2020]. A primeira utiliza drones com voos curtos, apenas para a última etapa da entrega. A segunda abordagem envolve caminhões como bases de lançamento, permanecendo fixos enquanto os drones efetuam as suas entregas [Karak, 2020]. O objetivo é constatar quanto é possível minimizar as métricas críticas, como distância total percorrida, tempo de entrega e custos operacionais, apenas alterando a abordagem utilizada.

A abordagem LMD, em teoria, deve se sobressair quando o tempo total de entrega é a principal métrica, já que, tanto os caminhões quanto os drones se movem de forma paralela [Agatz et al., 2018]. Em contrapartida, existe a possibilidade de um aumento de custos provocados pelo deslocamento de dois veículos, devido a necessidade de mantê-los relativamente próximos um do outro. Foi implementada uma heurística baseada em *Iterated Local Search* (ILS) [Lourenço e Martin, 2013]. No primeiro momento, são criadas rotas com algoritmos gulosos exclusivos para os caminhões [Golden et al., 2008]. Em seguida, ocorre uma substituição gulosa, substituindo entregas existentes por entregas de drones. Finalmente, é aplicada uma heurística baseada em ILS para aprimorar a rota final [Guaraná e Ochi, 2023].

A abordagem MS, apresenta um potencial teórico em termos de custo total. Por natureza, drones se locomovem de forma mais eficiente, tanto em distância percorrida, pois se deslocam em linha reta, utilizando métrica euclidiana, quanto em consumo de energia. Em rotas que ocorrem uma maior influência de drones, é plausível afirmar que os custos podem ser significativamente reduzidos, em comparação com rotas atendidas somente por caminhões. Foi implementada uma heurística que visa resolver parcialmente o PRVHCD utilizando o *Covering Salesman Problem* (CSP) [Silva et al., 2009] para encontrar quais seriam as melhores bases de lançamento, e a partir destas bases, iniciar e finalizar as sub-rotas dos drones.

Para uma avaliação justa e abrangente, as implementações das duas abordagens foram testadas em diversos cenários simulando diferentes quantidades e densidades de pedidos. Os resultados são analisados com base em métricas de eficiência, incluindo a distância percorrida, tempo de entrega e consumo de combustível, proporcionando uma visão detalhada das vantagens e limitações de cada abordagem.

Para gerar as métricas, foram utilizados valores próximos dos praticados no mundo real. Caminhões possuem capacidades avantajadas, em relação ao armazenamento e ao alcance total, porém existem dificuldades de locomoção. Drones dispõem capacidades reduzidas, em relação ao armazenamento e ao alcance total. Consequentemente, torna-se difícil, em algumas situações, efetuar múltiplas entregas em um único voo, e precisando retornar ao caminhão. Entretanto, des-

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193797
https://proceedings.science/p/193797?lang=pt-br

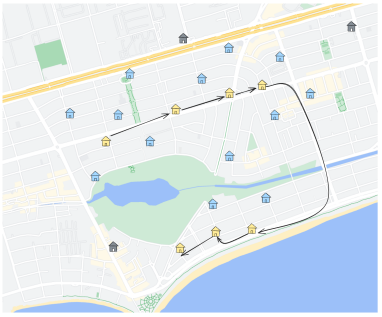


Figura 1: Exemplo de entregas baseada em *Last Mile Delivery*. Casas amarelas são atendidas por caminhões, casas azuis são atendias por drones. [Fonte: Autoria própria]

frutam de livre locomoção em qualquer relevo, dessa forma, podem se movimentar entre clientes percorrendo distâncias menores.

Este trabalho visa fornecer conhecimentos valiosos para a solução do PRVHCD, contribuindo para o desenvolvimento de soluções logísticas mais eficientes e adaptáveis no contexto contemporâneo [Ochi, 2023]. A organização deste trabalho é composta por cinco seções. A seção 2 descreve as motivações e expectativas dos algoritmos que tratam de ambas as abordagens. A seção 3 detalha as implementações destes algoritmos propostos. A seção 4 apresenta os resultados e realiza uma análise detalhada para compreendê-los. Finalmente, A seção 5 discute as conclusões derivadas da análise dos resultados obtidos.

2. Descrição do Problema

O PRV é um problema clássico de otimização combinatória que busca determinar as rotas mais eficientes para uma frota de veículos que devem realizar entregas ou coletas em vários locais. A principal meta é minimizar o custo total, que pode ser medido em termos de distância percorrida, tempo gasto, ou custos operacionais. Nos últimos anos, com o avanço das tecnologias de drones, surgiu o PRVHCD, que integra drones no processo de entrega para melhorar a eficiência logística. No PRVHCD, os drones estão localizados e fazem recarga de bateria no próprio caminhão [Chiang et al., 2019] [Ochi, 2023].

O PRVHCD difere do PRV tradicional ao incluir drones como auxiliares dos veículos terrestres. Enquanto os caminhões seguem rotas principais e transportam grandes quantidades de mercadorias, os drones realizam entregas em pontos específicos, aproveitando sua capacidade de voar sobre obstáculos e evitar congestionamentos. Isso resulta em um problema mais complexo, onde é necessário coordenar a operação conjunta de veículos e drones, levando em consideração suas capacidades, autonomia e restrições operacionais.

A operação conjunta entre veículos e drones pode ocorrer de diversas maneiras, explorando diferentes estratégias para maximizar a eficiência logística. Este artigo, foca em duas abordagens específicas: LMD e MS.

A abordagem LMD, ilustrada na Figura 1, utiliza drones exclusivamente para a última etapa da entrega. Nessa estratégia, os drones realizam voos curtos e rápidos a partir dos veículos terrestres que percorrem rotas principais [Nogueira e Ochi, 2023]. Isso permite que as entregas finais sejam realizadas de maneira eficiente, reduzindo o tempo total de entrega e o congestionamento nas áreas urbanas. Esta abordagem pode melhorar significativamente a eficiência nas entregas urbanas, especialmente quando os pontos de entrega estão próximos entre si.

Por outro lado, a abordagem MS, ilustrada na Figura 2, envolve caminhões que atuam como bases móveis para os drones [Pandiri et al., 2020]. Nesse método, os caminhões se deslocam

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193797
https://proceedings.science/p/193797?lang=pt-br

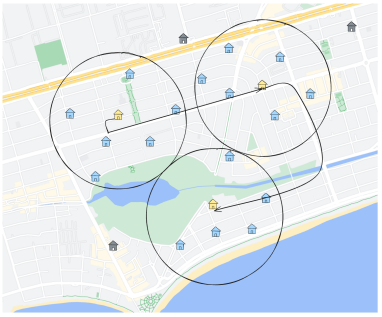


Figura 2: Exemplo de entregas baseada em *Mothership*. Casas amarelas são atendidas por caminhões, casas azuis são atendias por drones. [Fonte: Autoria própria]

até uma localização estratégica, onde permanecem estacionados enquanto os drones realizam as entregas nas proximidades. Essa abordagem permite que os drones operem de forma mais eficiente em termos de distância percorrida e consumo de energia, já que não precisam retornar ao depósito central após cada entrega, ou seja, no PRVHCD, as baterias dos drones são recarregadas nos caminhões. Esta abordagem pode reduzir significativamente os custos operacionais e as emissões de carbono, especialmente em áreas rurais ou menos densamente povoadas.

3. Proposta

Para elaborar as propostas dos algoritmos que gerarão as rotas, é crucial definir claramente as responsabilidades dos veículos envolvidos. Inicialmente, considerou-se que o caminhão possui capacidade de carga e alcance altos o suficiente para atender a todos os clientes dentro da área designada no mapa, ou seja, foram desconsideradas situações em que o caminhão não suporta a demanda de um cliente ou a rota a ele associada. Essa simplificação permite focar nas limitações específicas dos drones, que têm restrições de autonomia e capacidade de carga bem definidas. Portanto, o algoritmo deve incorporar essas limitações características como restrições dos drones ao planejar suas rotas. Além das restrições de capacidade de carga e autonomia, a variável da velocidade também é importante e deve ser considerada durante a avaliação das rotas.

Devido aos diferentes tipos de mobilidade dos veículos [Marques JR. et al., 2021], o cálculo da distância entre os pontos é realizado seguindo critérios distintos. O caminhão, que enfrenta maiores dificuldades de mobilidade em terrenos urbanos devido à necessidade de respeitar as vias disponíveis, utilizará a distância de Manhattan. Em contrapartida, os drones, que podem se mover livremente e de maneira próxima a uma linha reta, utilizarão a distância Euclidiana.

3.1. Heurística baseada em Iterated Local Search - ILS

A abordagem LMD envolve o uso de drones exclusivamente para a última etapa do processo de entrega. Inicialmente, o algoritmo deve criar uma rota otimizada apenas para o caminhão, garantindo que todas as entregas sejam planejadas considerando a eficiência do veículo terrestre. Na segunda etapa, o algoritmo substituirá algumas das entregas do caminhão por entregas feitas pelos drones. Essa substituição deve ser realizada de maneira a garantir que os drones façam apenas a última parte da entrega, voando diretamente do caminhão para os clientes e retornando ao veículo após cada entrega. Este processo respeita a premissa de que os drones realizam apenas o esforço final da entrega, otimizando o tempo e reduzindo a carga de trabalho do caminhão, ao mesmo tempo em que se mantém dentro das limitações operacionais dos drones, como autonomia e capacidade de carga.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193797
https://proceedings.science/p/193797?lang=pt-br

3.1.1. Heurística Construtiva

Para desenvolver a rota inicial, foi elaborado um algoritmo guloso do vizinho mais próximo [Alg.1] para gerar uma rota que envolva apenas os caminhões. O objetivo desta primeira etapa é criar uma rota parcialmente otimizada que contemple todos os clientes. Este algoritmo funciona selecionando, a cada passo, o cliente mais próximo não atendido pelo caminhão atual, garantindo assim uma rota eficiente e contínua. Ao focar inicialmente apenas nos caminhões, o algoritmo estabelece uma base sólida para a otimização posterior, onde as entregas podem ser transferidas para os drones, maximizando a eficiência global do sistema de entrega.

Algorithm 1 Vizinho mais Próximo

$posicaoAtual \leftarrow veiculo.PosicaoAtual$
$clientes \leftarrow ListaDeclientes()$
while Existe $clientes$ **do**
  $proximoPonto \leftarrow PontoMaisProximo(pontoAtual)$
  $veiculo.MovePara(proximoPonto)$
  $clientes.Remove(proximoPonto)$
  $pontoAtual \leftarrow proximoPonto$
end while

3.1.2. Substituição Gulosa

Após a primeira etapa do algoritmo guloso, será realizada uma substituição gulosa das entregas realizadas pelo veículo por entregas realizadas pelos drones. O algoritmo [Alg.2] iterará sobre a rota do veículo e, sempre que possível, atribuirá a entrega a um drone. Após a execução de todas as operações válidas, o resultado final será uma rota otimizada com entregas realizadas tanto pelo veículo quanto pelos drones, baseada na solução inicial do PRV obtida pelo vizinho mais próximo.

A substituição gulosa baseada em *strikes* deve seguir as seguintes regras: Se um drone puder realizar a entrega, ele se torna responsável por ela, e essa entrega é removida da rota do caminhão. Se um drone não conseguir realizar três entregas seguidas, deve retornar imediatamente ao veículo, evitando que fique ocioso durante o voo. Se um drone esgotar sua capacidade de armazenamento de carga dos clientes, deve retornar imediatamente ao veículo para reabastecimento. Caso um drone precise retornar ao veículo imediatamente, a entrega no ponto será considerado como um ponto de retorno, para otimizar o tempo, todos os drones também serão chamados para reabastecer no mesmo ponto. Se houver um drone em voo e outro acoplado ao veículo, ambos aptos a realizar a próxima entrega, a prioridade será do drone acoplado.

3.1.3. Refinamento baseado em ILS

Com as soluções iniciais geradas pelo algoritmo guloso de inserção mais próxima com substituição gulosa, foi proposto uma heurística baseada em ILS com algumas adaptações para a lógica de entrega híbrida. Este algoritmo busca identificar o ponto de maior custo e realizar operações específicas para reduzir o custo total da rota. Para reduzir os custos operacionais, a busca pelo ponto de maior custo será focada apenas nos clientes que não estejam sendo usados para decolagem e aterrizagem de drones. Isso restringe o escopo da busca, tornando-a mais eficiente e direcionada.

Para este algoritmo, serão geradas as seguintes operações:

- Shift Drone to Car[Alg.4]: O cliente mais custoso, considerando todos os drones, será removido e reinserido na rota do caminhão, na melhor posição possível.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193797
https://proceedings.science/p/193797?lang=pt-br

Algorithm 2 Substituição Gulosa

```
drones ← DronesDoCarro()
pontoAtual ← PrimeiroPontoDaRota()
proximoPonto ← pontoAtual.Proximo()
strikes ← IniciaContadorDeStrikes()
while Existe pontoAtual.Proximo() do
    if pontoAtual.EhDeposito() then
        AterrizaTodosOsDrones(pontoAtual)
        pontoAtual ← pontoAtual.Proximo()
        proximoPonto ← pontoAtual.Proximo()
        continua
    end if
    if pontoAtual.EhCliente() then
        if AlgumDroneFoiAdvertido(strikes)||AlgumDronePrecisaAterrizar() then
            AterrizaTodosOsDrones(pontoAtual)
            continua
            strikes ← ResetaContadorDeSrtrikes()
            pontoAtual ← pontoAtual.Proximo()
            proximoPonto ← pontoAtual.Proximo()
            continua
        end if
        strikes ← AtualizaContadorDeStrikes()
        drone ← AlgumDroneAterrizadoPodeAtender(pontoAtual)
        if Existe drone then
            drone.MovePara(pontoAtual)
            RemovePontoDaRotaDoCarro(pontoAtual)
            pontoAtual ← pontoAtual.Proximo()
            proximoPonto ← pontoAtual.Proximo()
            continua
        end if
        drone ← AlgumDroneVoandoPodeAtender(pontoAtual)
        if Existe drone then
            drone.MovePara(pontoAtual)
            RemovePontoDaRotaDoCarro(pontoAtual)
            pontoAtual ← pontoAtual.Proximo()
            proximoPonto ← pontoAtual.Proximo()
            continua
        end if
    end if
end while
```

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193797
https://proceedings.science/p/193797?lang=pt-br

- Shift Car to Drone[Alg.3]: O cliente mais custoso, desconsiderando clientes que exercem a função de ponto de decolagem ou aterrizagem de drones, será removido e reinserido em algum voo já existente, ou em um novo voo, sendo escolhida a alternativa mais eficiente.
- Swap Car and Drone[Alg.5]: O cliente mais custoso de um carro, e o cliente mais custoso de um drone, seguindo ambos os critérios acima, serão removidos e respectivamente reinseridos pelo caminhão e por algum drone.

Algorithm 3 Shift Car to Drone

$maisCustosas \leftarrow EncontraEntregasMaisCustosaDoCarro()$
$tentativaAtual \leftarrow maisCustosas.Primeira()$
while Existe $tentativaAtual$ **do**
  $drone \leftarrow AlgumDroneSuporta(tentativaAtual)$
  if Existe $drone$ **then**
    $InsereNoPontoMenosCustosoParaDrones(tentativaAtual)$
    $RemoveEntregaDoCarro(tentativaAtual)$
  end if
  $tentativaAtual \leftarrow tentativaAtual.Proxima()$
end while

Algorithm 4 Shift Drone to Car

$maisCustosa \leftarrow EncontraEntregaMaisCustosaDosDrones()$
$InsereEmPontoMenosCustoso(maisCustosa)$
$RemoveEntregaDoDrone(tentativaAtual)$

Algorithm 5 Swap Car and Drone

$maisCustosasDoCarro \leftarrow EncontraEntregasMaisCustosaDoCarro()$
$maisCustosaDoDrone \leftarrow EncontraEntregaMaisCustosaDosDrones()$
$tentativaAtual \leftarrow maisCustosasDoCarro.Primeira()$
while Existe $tentativaAtual$ **do**
  $drone \leftarrow AlgumDroneSuporta(tentativaAtual)$
  if Existe $drone$ **then**
    $InsereNoPontoMenosCustosoParaDrones(tentativaAtual)$
    $RemoveEntregaDoCarro(tentativaAtual)$
    $InsereEmPontoMenosCustosoParaCarro(maisCustosaDoDrone)$
    $RemoveEntregaDoDrone(maisCustosaDoDrone)$
    $Retorna$
  end if
  $tentativaAtual \leftarrow tentativaAtual.Proxima()$
end while

3.2. Cobertura Gulosa por Drones

A abordagem *Mothership* (MS) envolve o veículo funcionando como uma base móvel, como demonstrado na Figura 2. Dessa forma, o algoritmo identifica a melhor localização para

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193797
https://proceedings.science/p/193797?lang=pt-br

exercer a função de base de lançamento de drones. O veículo se desloca até o cliente que possui o maior número de vizinhos dentro de uma determinada área de cobertura dos drones. Uma vez que o caminhão chega a esse cliente, os drones realizam as entregas aos demais clientes vizinhos, dentro do raio de alcance dos drones. Após todos os clientes da área serem atendidos e os drones retornarem ao caminhão, o veículo se desloca para o próximo cliente com o maior número de vizinhos. Este ciclo se repete até que todas as entregas sejam realizadas. Para encerrar a rota, o caminhão se direciona para o depósito mais próximo.

Para desenvolver o algoritmo [Alg.6] eficaz baseado na abordagem MS, é essencial utilizar uma estratégia que considere a área ao redor de cada cliente. Idealmente, essa área deve ser parametrizável, permitindo a avaliação da influencia dos drones na qualidade da solução gerada. A parametrização da área de cobertura é crucial, pois possibilita ajustes finos no algoritmo para diferentes cenários logísticos, levando em conta variáveis como densidade de pedidos, capacidades dos drones e restrições geográficas. O cliente atendido pelo caminhão atuaria como uma base fixa, enquanto os clientes dentro dessa mesma área de cobertura seriam atendidos pelos drones. Dessa forma, a seleção do cliente-base e a cobertura eficiente dos drones dentro dessa área garantiriam uma otimização das rotas e dos recursos disponíveis.

Para desenhar a sub-rota dos drones dentro da área de cobertura, foi utilizado o algoritmo [Alg.7] baseado no método guloso do vizinho mais próximo. Esse algoritmo direciona os drones para o cliente mais próximo de sua localização atual, respeitando sempre os limites operacionais dos mesmos. Se estiver em voo e, devido às suas limitações, não consiga atender ao próximo cliente, será direcionado de volta ao caminhão para reabastecimento e tentará novamente. Caso o drone não esteja em voo e, mesmo assim, não consiga atender ao próximo cliente, esse cliente será ignorado e o drone buscará outro cliente dentro da área de cobertura. Essa abordagem garante que os drones operem de maneira eficiente, maximizando a quantidade de entregas realizadas em cada voo e minimizando o tempo de inatividade e os retornos ao caminhão.

Algorithm 6 CSP (Etapa dos Carros)

$clientes \leftarrow ListaDeClientes$
$carros \leftarrow ListaDeCarros$
while $tamanho(clientes) \geq 0$ **do**
  $carroAtual \leftarrow RoundRobin(carros)$
  $proximoCliente \leftarrow ClienteComMaisVizinhosProximos(clientes)$
  $carroAtual.MovePara(proximoCliente)$
  $EntregaVizinhosComDrones(carroAtual.Drones(), proximoCliente.vizinhos())$
end while

4. Resultados

Para comparar numericamente os resultados, foram calculadas três diferentes métricas, dado que, de acordo com os conhecimentos dos autores, não existem ou não estão disponíveis na literatura, bibliotecas de instâncias, considerando todas as restrições incorporadas pelo modelo abordado. A distância total percorrida, onde foram somados todos os deslocamentos, de ambos os veículos, respeitando o calculo de distância utilizados por cada um. O tempo total gasto para percorrer todo o trajeto, onde foram somados os tempos de deslocamento de ambos os veículos, incluindo possíveis intervalos de tempo onde um veículo precisa esperar o outro retornar de sua entrega. E o combustível total gasto, para esta métrica, foi calculada a distância total do percurso do caminhão e dos percursos dos drones, e divididos pelos respectivos valores de eficiência energética.

Foram gerados 25 mapas aleatórios [Guaraná, 2024], divididos em cinco grupos de 5 mapas:

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193797
https://proceedings.science/p/193797?lang=pt-br

Algorithm 7 CSP (Etapa dos Drones)

$drones \leftarrow ListaDeDrones$
$vizinhos \leftarrow ListaDeVizinhos$
while $tamanho(vizinhos) \geq 0$ **do**
  $droneAtual \leftarrow RoundRobin(drones)$
  $posicaoDoDrone \leftarrow drone.Posicao()$
  $proximoCliente \leftarrow vizinhoMaisProximo(vizinhos,)$
  if $droneAtual.Suporta(proximoCliente)$ **then**
    $droneAtual.MovePara(proximoCliente)$
  else
    $droneAtual.Aterriza(carro)$
  end if
end while

- Grupo 1: 2 Depósitos e 15 Clientes
- Grupo 2: 2 Depósitos e 20 Clientes
- Grupo 3: 3 Depósitos e 25 Clientes
- Grupo 4: 3 Depósitos e 30 Clientes
- Grupo 5: 3 Depósitos e 100 Clientes

A respeito ao posicionamento dos clientes e dos depósitos, serão utilizados coordenadas inteiras entre -50 e 50, medidas em uma unidade de distância. Especialmente para os clientes será utilizado um valor de 1 a 10, medidas em uma unidade de peso, para poder representar o peso do pacote que necessita ser entregue neste ponto.

Embora o algoritmo [Guaraná, 2024] suporte múltiplos caminhões com múltiplos drone associados a cada um, para simplificar comparações dos testes realizados para este trabalho, foram utilizadas apenas uma unidade de caminhão e uma unidade de drone para atender todos os clientes do mapa. Para o caminhão, não foram definidos limites de alcance total ou capacidade de carga, mas sua velocidade foi limitada a 10 unidades de distância por unidade de tempo. O drone teve seu alcance máximo limitado a 150 unidades de distância e sua capacidade de armazenamento a 10 unidades de carga, com uma velocidade limitada a 25 unidades de distância por unidade de tempo.

Foram testadas três combinações de algoritmos, a primeira delas baseada em LMD, onde será avaliado o algoritmo proposto na Seção 3.1, e duas variantes do algoritmo proposto na Seção 3.2, diferenciando-se apenas pelo tamanho da área de cobertura da vizinhança. A primeira variante conta com um valor conservador com um raio do alcance representando 25% do alcance total do drone. A segunda conta com um alcance que representa 50% do alcance total do drone, com o intuito de explorar ao máximo a influencia dos drones na qualidade da solução final.

A Tabela 1 apresenta os resultados detalhados divididos em três seções sendo, respectivamente, distância total, tempo total e combustível total gasto, arredondados para duas casas decimais. Quanto menores a distância total, o tempo total e o combustível total gasto, melhor será a solução. Estão destacados em negrito os melhores valores para cada critério em cada mapa.

Complementarmente, dentro de cada Seção da Tabela 1, existem têes colunas que se repetem. A primeira se refere ao algoritmo baseado em ILS, que implementa a abordagem LMD. Enquanto a segunda e terceira colunas se referem ao algoritmo de Cobertura Gulosa por Drones,

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193797
https://proceedings.science/p/193797?lang=pt-br

que implementa a abordagem MS. A diferença entre ambas as colunas que implementam a abordagem MS está nos parâmetros utilizados. MS aplica um valor conservador de vizinhança, onde o valor é equivalente a 25% do alcance total do drone. MS Max aplica um valor mais agressivo, equivalente a 50% do alcance total do drone.

A abordagem LMD se destacou quando a métrica de distância total foi utilizada como principal parâmetro, devido ao fato de que, nessa abordagem, os drones tendem a acompanhar os caminhões em paralelo, evitando assim deslocamentos extras para retornar ao caminhão de origem. Na abordagem MS, os drones tendem a seguir percursos mais cíclicos, retornando sempre ao ponto de partida, o que inevitavelmente aumentou a distância total percorrida.

A abordagem MS, especialmente aquela que maximiza o uso de drones, se destacou quando as métricas de tempo total e combustível gasto foram consideradas. Isso se deve ao fato de que os drones podem se deslocar livremente em distâncias menores e atingir velocidades maiores, enquanto o caminhão, sendo menos eficiente, passa a maior parte do tempo parado. A abordagem LMD move todos os veículos simultaneamente, resultando em uma quantidade significativa de tempo desperdiçado durante os períodos de espera.

Vale ressaltar que, em mapas relativamente maiores, onde existiam 100 clientes a serem atendidos, houve uma mudança no melhor algoritmo, quando considerada apenas a métrica de combustível gasto. Nesse cenário, é possível que tenha ocorrido um cálculo desajustado em relação às bases fixas de lançamento de drones, levando a um aumento desnecessário no deslocamento do veículo na abordagem com maior influência de drones, o que fez com que ele perdesse a posição de algoritmo mais eficiente.

5. Conclusão

Este estudo explorou diferentes abordagens para o PRVD, especificamente comparando as estratégias LMD e MS. Através da implementação de algoritmos gulosos e heurísticas baseadas em ILS, foram avaliadas as métricas de distância total percorrida, tempo total de entrega e combustível total gasto.

Os resultados indicaram que, no contexto atual, duas das três métricas foram predominadas pela abordagem MS que maximiza o uso de drones. Além disso, considerando que é necessário apenas um algoritmo para gerar a rota completa, incluindo os drones, em comparação com os três algoritmos da abordagem LMD, é possível afirmar que essa abordagem se destacou durante a comparação realizada neste estudo.

Em conclusão, este trabalho contribui para o desenvolvimento de soluções logísticas mais eficientes e sustentáveis, integrando veículos terrestres e drones de maneira eficaz. Futuras pesquisas podem explorar a inclusão de variáveis adicionais, como condições meteorológicas e topográficas, além de testar o algoritmo em cenários reais para validar e refinar as estratégias propostas.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193797
https://proceedings.science/p/193797?lang=pt-br

	Distância Total			Tempo Total			Combustível Gasto		
	LMD	MS	MS Max	LMD	MS	MS Max	LMD	MS	MS Max
2 Depósitos + 15 Clientes									
1	**747,62**	773,00	758,78	56,50	51,50	**18,80**	119,08	111,60	**56,79**
2	570,97	531,44	**344,79**	36,60	37,80	**15,60**	80,03	80,71	**37,49**
3	480,89	623,40	**465,21**	35,50	42,40	**6,10**	75,19	91,44	**25,67**
4	611,63	**560,75**	613,57	38,70	31,60	**10,70**	84,88	71,35	**38,28**
5	**536,16**	555,28	670,29	36,20	28,70	**17,80**	78,20	66,34	**52,17**
2 Depósitos + 20 Clientes									
6	**680,75**	779,71	1.076,28	34,20	39,00	**17,20**	79,69	90,99	**64,54**
7	775,63	**747,22**	1.180,55	51,10	51,30	**16,60**	111,02	110,40	**67,01**
8	**749,65**	794,19	1.005,05	41,80	37,90	**22,90**	94,65	89,63	**71,66**
9	**664,40**	693,60	795,42	49,80	48,30	**21,90**	105,14	103,62	**63,01**
10	**590,44**	857,10	1.120,65	41,09	47,90	**36,20**	**88,18**	108,40	97,85
3 Depósitos + 25 Clientes									
11	950,95	**815,06**	1.205,09	57,19	52,00	**31,00**	127,03	113,83	**91,83**
12	1.044,18	**1.001,55**	1.440,39	50,80	56,00	**26,70**	119,47	126,71	**92,51**
13	**811,06**	1.023,04	1.253,09	59,09	53,60	**21,60**	125,53	123,43	**77,76**
14	858,77	**659,70**	809,93	51,40	44,00	**16,30**	114,29	95,32	**54,16**
15	**787,67**	812,00	956,26	45,99	34,19	**6,90**	102,92	84,06	**43,37**
3 Depósitos + 30 Clientes									
16	873,16	**736,54**	837,56	51,30	24,30	**21,80**	114,60	65,05	**64,25**
17	917,29	**844,07**	1.290,70	54,20	50,90	**35,80**	120,90	112,96	**102,69**
18	**814,23**	1.062,81	1.489,79	49,90	36,20	**15,70**	110,30	95,76	**75,82**
19	991,75	**947,38**	1.254,06	52,00	43,00	**15,20**	119,72	103,24	**67,13**
20	**952,31**	1.164,38	1.493,91	49,80	54,10	**23,30**	114,74	128,97	**88,63**
3 Depósitos + 100 Clientes									
21	**1.668,31**	3.370,99	5.238,19	92,40	61,40	**35,20**	**209,61**	214,69	233,27
22	**1.997,85**	3.150,46	5.427,23	112,19	**64,09**	46,40	253,59	**211,84**	258,24
23	**1.610,40**	3.113,89	5.366,52	105,50	59,00	**50,09**	229,51	**202,12**	262,38
24	**1.732,67**	2.843,74	5.069,86	107,30	74,89	**48,70**	236,58	**219,62**	250,16
25	**1.802,08**	3.079,61	5.518,42	100,39	52,80	**42,20**	227,40	**190,65**	254,28

Tabela 1: **LMD**: algoritmo baseado em *Last Mile Delivery*. **MS**: algoritmo baseado em *Mothership* (Vizinhança = Alcance total do drone / 4). **MS Max**: algoritmo baseado em *Mothership* com o máximo de influência de drones (Vizinhança = Alcance total do drone / 2).

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193797
https://proceedings.science/p/193797?lang=pt-br

Referências

Agatz, N., BOUMAN, P., e Schmidt, M. (2018). Optimization approaches for the traveling salesman problem with drone. *Institute for Operations Research and the Management Sciences (INFORMS)*.

Chiang, W.-C., Li, Y., Shang, J., e Urban, T. L. (2019). Impact of drone delivery on sustainability and cost: Realizing the uav potential through vehicle routing optimization. *Applied Energy*, 242: 1164–1175. ISSN 0306-2619. URL https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261919305252.

Golden, B. L., Raghavan, S., e Wasil, E. A. (2008). *The vehicle routing problem: latest advances and new challenges*, volume 43. Springer Science & Business Media.

Guaraná, V. H. C. S. (2024). Vehicle routing. https://github.com/victorguarana/vehicle-routing.

Guaraná, V. H. C. S. e Ochi, L. S. (2023). Novas tecnologias de inteligência computacional para problemas de roteiros de frotas híbridas: Caminhões e drones para entrega de mercadorias. *Rio de Transportes 2023*.

Karak, A. (2020). Hybrid vehicle-drone routing problem for pick-up and delivery services mathematical formulation and solution methodology.

Liu, W., Li, W., Zhou, Q., DIE, Q., e Yang, Y. (2022). The optimization of the "uav-vehicle" joint delivery considering mountainous cities.

Lourenço, H. e Martin, O. a. (2013). *Iterated local search: handbook of metaheuristics*, volume 57. Berlin: Kluwer Academic Publishers.

Marques JR., E. L., Coelho, B. N., Coelho, V. N., COELHO, I. M., Koochaksaei, R. H., Frota, Y. A. M., e OCHI, L. S. (2021). Uavs routes optimization on smart cities and regions.

Nogueira, B. e Ochi, L. S. (2023). Last-mile delivery no contexto de cidades inteligentes e logística sustentável. *LV Simplório Brasileiro de Pesquisa Operacional*.

Ochi, L. S. (2023). Cidades & regiões inteligentes e sustentáveis – cris: Alguns segmentos e tecnologias de solução; pp; 91-110, capítulo do livro. In *Cidades Inteligentes: Gestão de recursos hídricos e planejamento*. Editora Meraki Ltda.

Pandiri, V., Singh, A., e Rossi, A. (2020). Two hybrid metaheuristic approaches for the covering salesman problem. *Neural Comput & Applic*.

Poikonen, S. e Golden, B. (2020). The mothership and drone routing problem. *INFORMS Journal on Computing*, 32(2):249–262.

Silva, A. M., Mine, M. T., Ochi, L. S., e Souza, M. J. F. (2009). Um algoritmo evolutivo híbrido para o problema de recobrimento de rotas com coleta de prêmios. *Anais do IX Congresso Brasileiro de Redes Neurais / Inteligência Computacional (IX CBRN)*.

UNDP. Smart cities. https://www.undp.org/sgtechcentre/smart-cities-1/. Acessado: 2024-05-27.

DOI: 10.59254/sbpo-2024-193797
https://proceedings.science/p/193797?lang=pt-br