57º SBPO
SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
Gramado • RS
DE 5 A 9 DE OUTUBRO DE 2025

DISTRIBUIÇÃO DE ÚLTIMA MILHA RURAL USANDO UMA ABORDAGEM HÍBRIDA DE HEURÍSTICA E TOMADA DE DECISÃO MULTICRITÉRIO

Gustavo de Abreu Rodrigues
Universidade de São Paulo
Departamento de Engenharia de Produção, Escola Politécnica, Av. Prof. Luciano Gualberto, 1380, 05508-010, São Paulo-SP, Brasil
ga.rodrigues@usp.br

Leonardo Junqueira
Universidade de São Paulo
Departamento de Engenharia de Produção, Escola Politécnica, Av. Prof. Luciano Gualberto, 1380, 05508-010, São Paulo-SP, Brasil
junqueira@usp.br

José Geraldo Vidal Vieira
Universidade Federal de São Carlos
Departmento de Engenharia de Produção, Rod. João Leme dos Santos, km 110 - SP-264, 18052-780, Sorocaba-SP, Brasil
jose-vidal@ufscar.br

RESUMO

Neste artigo, abordamos o Problema de Planejamento da Distribuição em Última Milha Rural (PPDUMR), uma variante real dos Problemas de Roteamento de Veículos com Restrições (RVRP) que surge no contexto da entrega de suprimentos a clientes dispersos localizados em fazendas em regiões rurais. O objetivo é desenvolver planos diários de despacho que integrem a alocação de estoques e o roteamento de veículos sob múltiplas restrições operacionais. Para enfrentar esse problema, propomos um novo *framework* híbrido de solução que combina heurísticas sequenciais com uma abordagem de Tomada de Decisão Multicritério (MCDM), baseada na Teoria de Valor Multiatributo (MAVT). O *framework* gera múltiplas alternativas de planos de despacho e as avalia utilizando a técnica SMARTER, que incorpora as preferências dos tomadores de decisão no processo de ranqueamento. Aplicamos o método proposto a um caso real de uma empresa brasileira atuante no setor de fornecimento de ração em áreas rurais. Os experimentos computacionais demonstram que o *framework* supera os planos gerados manualmente por profissionais experientes da área de logística em termos de eficiência de custos, nível de serviço e chance de aceitação por transportadores, produzindo planos otimizados em tempos de execução reduzidos. Esses resultados evidenciam o potencial da integração de técnicas de MCDM ao despacho e roteirização de veículos para apoiar a tomada de decisão em ambientes complexos de distribuição.

PALAVRAS CHAVE. Distribuição de Última Milha Rural.Roteamento Rico de Veículos. Tomada de Decisão Multi Critério

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212537
https://proceedings.science/p/212537?lang=pt-br

ABSTRACT

In this paper, we address the Rural Last-Mile Distribution Planning Problem (RLMDPP), a real-world variant of Rich Vehicle Routing Problems (RVRP) that arises in the context of delivering supplies to dispersed customers located on farms in rural areas. The objective is to develop daily dispatch plans that integrate inventory allocation and vehicle routing under multiple operational constraints. To tackle this problem, we propose a novel hybrid solution framework that combines sequential heuristics with a Multi-Criteria Decision-Making (MCDM) approach based on Multi-Attribute Value Theory (MAVT). The framework generates multiple dispatch plan alternatives and evaluates them using the SMARTER technique, which incorporates decision makers' preferences into the ranking process. We apply the proposed method to a real-world case from a Brazilian company operating in the rural feed supply sector. Computational experiments show that the framework outperforms manually generated plans by experienced logistics professionals in terms of cost-efficiency, service level, and tender acceptance chance, producing optimized plans in short running times, thus highlighting the potential of integrating MCDM techniques into vehicle dispatching and routing to support enhanced decision-making in complex distribution environments.

KEYWORDS. Rural Last Mile Distribution.Rich Routing Problems. Multi-Criteria Decision-Making

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212537
https://proceedings.science/p/212537?lang=pt-br

1. Introdução

Neste artigo, introduzimos uma nova variante do problema de roteamento de veículos baseada em observações de um estudo de caso envolvendo uma empresa que produz e distribui rações para fazendas localizadas em regiões rurais do interior do Brasil. Essa caracterização também pode ser generalizada, pois descreve os mesmos desafios encontrados na distribuição de fertilizantes, insumos agrícolas, produtos de saúde animal, entre outros setores. Essa variante, denominada Problema de Planejamento de Distribuição Última Milha Rural (PPDUMR), pode ser definida como um Fleet Size and Mix Open Inventory Routing Problem. Ela envolve a determinação dos planos diários de despacho para um conjunto de veículos, os quais são contratados no mercado spot, a partir de um depósito, para atender a uma parte da demanda dos clientes localizados em fazendas, dentro de um horizonte de planejamento diário. Uma solução para o plano diário de despacho dos veículos envolve a determinação de diversos componentes-chave: (i) os pedidos a serem atendidos (designação de estoque a pedidos), (ii) o tamanho e a composição da frota a ser contratada, (iii) a designação de pedidos a veículos, e (iv) a rota de cada veículo. Além disso, essas decisões devem satisfazer restrições específicas deste contexto e otimizar uma função multi-objetivo que assegure não apenas a eficiência de custos, mas também o nível de serviço e a probabilidade de aceitação da proposta de frete.

Os objetivos deste artigo são introduzir o PPDUMR e propor uma estrutura de solução híbrida baseada em heurísticas e na Multi-Attribute Value Theory (MAVT) [Keeney and Raiffa, 1993] para resolver esse problema e aplicá-la a instâncias do mundo real.

O PPDUMR é introduzido por meio de um estudo de caso. A heurística proposta divide o problema em subproblemas menores que são resolvidos sequencialmente. Primeiramente, a atribuição de estoque para os pedidos é resolvida por meio da geração de planos alternativos e da aplicação de diferentes políticas gulosas de alocação de estoque. Em seguida, um Rich Vehicle Routing Problem (RVRP) é resolvido para cada alternativa. Por fim, a técnica Simple Multi-Attribute Rating Technique Exploiting Ranks (SMARTER) [Edwards and Barron, 1994], dentro de uma estrutura baseada em MAVT que incorpora a função objetivo multiobjetiva, é utilizada para ranquear as alternativas de planos de despacho com base no valor percebido pelos tomadores de decisão e selecionar aquela com melhor percepção de valor.

Para testar a estrutura de solução proposta, comparamos seus resultados com os planos manuais elaborados por profissionais de logística da empresa estudada. Os resultados experimentais demonstram que a estrutura proposta supera os planos manuais em termos de desempenho geral e é capaz de gerar planos otimizados em poucos segundos. Uma contribuição relevante deste artigo é o uso pioneiro de uma técnica baseada em MAVT para traduzir com precisão o valor percebido pelos planejadores logísticos em objetivos do VRP, representando uma novidade na literatura sobre RVRP.

2. Descrição do Problema

O PPDUMR abordado neste trabalho envolve múltiplos processos decisórios interdependentes voltados à otimização da distribuição na última milha em áreas rurais. Para definir suas características, decisões e restrições, analisamos os principais aspectos da distribuição de produtos de nutrição animal na última milha realizada por uma empresa para fazendas no Brasil, com foco em um segmento que inclui um único depósito final atendendo seus clientes pré-atribuídos. Embora baseado em uma única empresa, os aspectos identificados são comuns em indústrias similares, como a distribuição de fertilizantes, insumos agrícolas e produtos de saúde animal.

A demanda dos clientes é recebida por meio de pedidos de compra, cada um dos quais pode incluir múltiplos itens com uma data de envio associada. Em vez de se comprometer com uma data acordada de entrega, a empresa estabelece acordos flexíveis, permitindo o envio dentro do

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212537
https://proceedings.science/p/212537?lang=pt-br

prazo prometido, porém sem uma data definida. Embora isso possibilite múltimas tentativas diárias de planejamento, também complica a previsão de demanda devido a aspectos de rotatividade e fidelidade, uma vez que os clientes frequentemente adquirem produtos substitutos de concorrentes, em função de flutuações de mercado e preço. Como resultado, os tamanhos dos pedidos, os períodos de compra e a concentração geográfica e temporal da demanda variam significativamente, tornando o planejamento de distribuição em múltiplos períodos inviável — uma limitação também observada em Gruler et al. [2018] e Juan et al. [2014].

Em resumo, as decisões-chave no PPDUMR podem ser classificadas em duas categorias principais: atendimento de pedidos e transporte. As decisões de atendimento determinam quais pedidos atender e quando, com base na disponibilidade de estoque, urgência da demanda e restrições de nível de serviço. As decisões de transporte envolvem a otimização simultânea do dimensionamento e da composição da frota, da atribuição de pedidos aos veículos e do roteamento.

2.1. Decisões de Atendimento de Pedidos

A equipe de logística é responsável pelo planejamento diário de despachos, decidindo quais pedidos atender com base no estoque disponível e nas restrições de alocação de estoque. Os pedidos só podem ser processados se houver estoque suficiente para atender a todos os itens do pedido, embora múltiplos pedidos de um mesmo cliente possam ser atribuídos a veículos diferentes.

Adicionalmente, a segmentação de clientes em categorias "principais" e "regulares" é uma prática amplamente adotada na indústria, sendo tipicamente determinada por meio de uma análise de Pareto baseada na contribuição do cliente para a receita anual total. Essa segmentação influencia a priorização dos despachos, garantindo que clientes de alto valor recebam atendimento preferencial quando surgem restrições no cumprimento dos pedidos.

2.2. Decisões de Transporte

As decisões de transporte no processo de planejamento da distribuição na última milha envolvem a definição do conjunto de viagens a serem despachadas, o dimensionamento e a composição da frota, a atribuição dos pedidos aos veículos e o roteamento dos veículos. O PPDUMR também é um caso especial do Heterogeneous Fleet Vehicle Routing Problem (HFVRP), o qual requer não apenas a definição das rotas dos veículos, mas também o dimensionamento e a composição da frota [Baldacci et al., 2008; Gendreau et al., 1999].

Cada rota é executada por um motorista autônomo independente, operando um veículo do tipo atribuído. No entanto, uma rota pode ser cancelada caso o peso total carregado resulte em uma baixa taxa de ocupação. O agendamento é realizado manualmente, sem o auxílio de softwares de inventário ou roteirização, baseando-se exclusivamente no julgamento profissional. Pedidos não atendidos permanecem em backlog e são priorizados com base em seu tempo de espera, sendo que pedidos mais antigos recebem maior prioridade nos agendamentos futuros.

Os clientes são agrupados em clusters com base na acessibilidade e em outros fatores típicos de áreas rurais, onde a infraestrutura viária é frequentemente escassa e mal conectada. Como resultado, o grafo subjacente que conecta os clientes não é totalmente conexo — uma característica frequentemente observada em redes viárias rurais [Chandran and Raghavan, 2008]. As desconexões decorrem não apenas de restrições geográficas, mas também de considerações de eficiência de custos.

Os custos das rotas incluem componentes fixos e variáveis, de acordo com o tipo de veículo. Como o transporte é contratado por meio do mercado spot (em que os motoristas atuam como prestadores de serviço independentes, livres para atender qualquer empresa), os veículos não precisam retornar ao depósito de origem após concluir uma viagem de entrega. Assim, o problema de roteamento pode ser modelado como um Open Vehicle Routing Problem (OVRP), no qual as rotas formam caminhos hamiltonianos em vez de ciclos [Sariklis and Powell, 2000; Pichpibul and

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212537
https://proceedings.science/p/212537?lang=pt-br

Kawtummachai, 2013]. No entanto, o modelo de contratação via mercado spot introduz desafios adicionais. Motoristas geralmente demonstram relutância em aceitar rotas com múltiplas entregas, pois viagens mais longas reduzem sua produtividade total e limitam o número de viagens que conseguem realizar por mês. Como consequência, propostas de rotas com múltiplas paradas tendem a ter menor taxa de aceitação, o que leva à redução da eficiência e limita as oportunidades de consolidação de rotas.

2.3. Função Objetivo e Critérios de Otimização

Como nem sempre é possível atender à demanda total em cada ciclo de agendamento, o plano diário de despacho deve ser avaliado com base em objetivos que priorizem a eficiência de custos e a qualidade do serviço [Dror et al., 1985; Herer and Levy, 1997].

Para esse fim, e com base nas características do caso estudado, propomos um conjunto estruturado de objetivos de avaliação, categorizados em temas macro e micro, que servem como critérios relevantes para a comparação entre diferentes planos de distribuição. Esses objetivos foram ranqueados pelos profissionais de logística da empresa de acordo com sua importância percebida (ver Tabela 1).

Table 1: Objetivos

Macro-objetivos	Nome	Rank	Micro-objetivos	Direção
Eficiência	O_1	1	Total de Custo de Transporte Custo/kg	Minimizar
	O_2	4	Média de Custo por TKM Custo/(ton.km)	
	O_3	5	Média de taxa de ocupação dos veículos	Maximizar
	O_4	3	Total de Volume Despachado	
Nível de Serviço	O_5	2	Média de Idade dos Pedidos	Maximizar
	O_6	6	Proporção de Clientes Top Atendidos	
	O_7	7	Proporção do Total de Clientes Atendidos	
Dificuldade de Execução	O_8	8	Desvio médio na Duração das Rotas	Minimizar
	O_9	9	Média de Paradas por Rota	

Os quatro objetivos de eficiência considerados no modelo são mutuamente independentes ou conflitantes. Isso é evidente na relação entre os objetivos O_1 e O_2, em que a priorização de entregas próximas pode melhorar O_1, mas aumentar O_2. De forma semelhante, maximizar O_3 nem sempre garante menores custos, pois uma frota composta por muitos veículos pequenos bem preenchidos pode ser menos custo-eficiente do que uma frota menor composta por veículos maiores. Apenas quando o tamanho e a composição da frota são similares é que uma maior O_3 tende a resultar em melhor desempenho de custo. O despacho de um maior volume (O_4) também pode levar a ganhos de eficiência quando esse volume é distribuído dentro de uma faixa semelhante, sendo suficiente para melhorar O_3 ou permitir o uso de veículos maiores, melhorando assim O_1 na solução. No entanto, essa relação nem sempre é direta; se o volume adicional estiver geograficamente mais distante ou exigir a inclusão de mais veículos na solução, os objetivos O_1, O_2 e O_3 podem ser comprometidos.

É importante notar que essas quatro métricas são normalizadas, permitindo uma comparação justa entre soluções que diferem quanto ao peso despachado, às distâncias percorridas e à composição da frota, garantindo consistência na avaliação de desempenho em diferentes cenários operacionais. Juntas, essas métricas refletem o princípio de que soluções de despacho eficientes no curto prazo devem buscar maximizar o peso despachado, selecionar o tamanho e a composição ótimos da frota, planejar rotas custo-eficientes e garantir alta utilização dos veículos. Além disso, as rotas devem

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212537
https://proceedings.science/p/212537?lang=pt-br

possuir comprimentos suficientes para diluir os custos fixos ao longo de maiores distâncias, aumentando a eficiência global. Em outras palavras, um veículo maior bem preenchido tende a ser mais custo-eficiente por unidade de carga transportada do que um veículo menor, destacando a importância da seleção do veículo e da otimização da carga no planejamento da distribuição. Planos de despacho que utilizam veículos sob essas condições resultam em menor número de viagens, redução da distância total percorrida e, consequentemente, na melhor eficiência de custo global.

Em cenários em que a demanda só pode ser parcialmente atendida, é essencial equilibrar métricas de eficiência com objetivos de nível de serviço, a fim de evitar impactos negativos na satisfação do cliente. Por exemplo, a exclusão de pedidos de baixo volume de clientes geograficamente isolados ou a negligência de princípios FIFO pode comprometer a qualidade do serviço, caso a eficiência fosse o único foco. Para lidar com essa questão, três objetivos relacionados ao nível de serviço são introduzidos: O_5 maximiza a idade média dos pedidos atendidos no plano (isto é, prioriza os pedidos mais antigos), O_6 maximiza a proporção de clientes do segmento prioritário atendidos, e O_7 maximiza o número total de clientes atendidos. Os três objetivos de nível de serviço são, em geral, independentes entre si, uma vez que atender a mais clientes não implica necessariamente em aumentar a proporção de clientes prioritários atendidos, e priorizar pedidos mais antigos não se alinha diretamente com os dois outros objetivos.

Por fim, também consideramos o macroobjetivo relacionado à dificuldade de execução da solução, visando lidar com a relutância dos motoristas autônomos em aceitar ofertas de frete. Para isso, incorporamos dois microobjetivos, O_8 e O_9, voltados a mitigar as desvantagens percebidas pelos motoristas em relação às rotas atribuídas. O objetivo O_8 busca minimizar o aumento relativo na duração das rotas em comparação com a alternativa preferida do motorista. Por exemplo, se um motorista receber uma proposta para uma única viagem, a opção mais favorável seria deslocar-se diretamente ao cliente final, minimizando o tempo de viagem. Isso não apenas reduz a duração da rota, mas também aumenta a produtividade do motorista, permitindo a realização de um maior número de viagens por mês. Adicionalmente, dada a natureza estocástica dos tempos de descarregamento em cenários reais, essa abordagem alternativa proporciona maior previsibilidade sobre a duração total da viagem. Essa previsibilidade permite que os motoristas se comprometam previamente com fretes de retorno junto a outros embarcadores na região de destino, melhorando sua eficiência e rendimento. Como resultado, os motoristas geralmente comparam a duração total da viagem proposta com seu cenário hipotético ideal — no qual apenas o cliente final é atendido — antes de decidir se aceitarão a proposta de despacho. Adicionalmente, o objetivo O_9 visa minimizar o número médio de paradas por viagem, já que motoristas de caminhão preferem rotas com o menor número possível de paradas. De fato, eles podem recusar propostas que excedam um determinado limite de paradas.

3. Abordagem de Solução

A abordagem que propomos para resolver o PPDUMR consiste em dividi-lo em subproblemas resolvidos de forma sequencial. Esta seção apresenta uma visão geral das etapas do algoritmo proposto, enquanto explicações detalhadas de cada subproblema são fornecidas nas subseções subsequentes. O algoritmo consiste na geração de um conjunto de alternativas de planos de despacho e na seleção da melhor alternativa por meio de uma abordagem baseada em MAVT.

Sequencialmente, para cada política de alocação de inventário γ da lista Γ (detalhada na Seção 3.1, Tabela 2), uma política γ é selecionada para resolver um problema de alocação de inventário (IAP, explicado na Seção 3.1). O IAP utiliza o conjunto de regras definidas em γ para determinar a alocação de inventário aos pedidos, o que também define os pedidos que devem ser atendidos. Esses pedidos são então utilizados para gerar uma alternativa de plano de despacho. Esta etapa envolve a resolução do subproblema de VRP (explicado na Seção 3.2), o qual consiste

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212537
https://proceedings.science/p/212537?lang=pt-br

em determinar: (i) o tamanho e a composição da frota a ser contratada, (ii) a melhor atribuição de pedidos aos veículos e (iii) a rota mais eficiente para cada veículo.

Após esgotar a lista Γ, um conjunto de alternativas de planos de despacho é gerado. O melhor plano é então selecionado utilizando um procedimento baseado em MAVT (descrito na Seção 3.3). Esse procedimento avalia cada alternativa com base nos objetivos definidos na Tabela 1 e nos respectivos pesos atribuídos pelos tomadores de decisão.

3.1. Subproblema de Alocação de Estoque

As diferentes políticas de alocação de inventário disponíveis $\gamma \in \Gamma$ são apresentadas na Tabela 2. Cada política listada nesta tabela representa uma estratégia de ordenação proposta que pode ser aplicada ao conjunto de pedidos em aberto, com um resultado esperado associado. Por exemplo, ordenar os pedidos de forma decrescente por idade tem como resultado esperado a maximização da idade média dos pedidos atendidos no plano (objetivo O_5), embora isso não seja necessariamente garantido na prática.

As três primeiras estratégias envolvem a ordenação dos pedidos com base em um único critério, seja o peso total do pedido ou a idade do pedido. Em contraste, as três últimas políticas, apesar de semelhantes às primeiras, introduzem uma etapa adicional ao segmentar previamente a lista de pedidos em duas categorias: pedidos de clientes do segmento top e pedidos de clientes normais. Após essa segmentação, aplica-se a mesma regra de ordenação das três primeiras políticas apresentadas em Γ a cada um dos dois segmentos.

Table 2: Conjunto Γ de políticas de alocação de estoque

γ	**Nome da Estratégia**	**Critério de Ordenação**	**Resultado Esperado**
1	Mais Pesados Primeiro	Ordena pedidos de forma decrescente por tamanho	Promove O_1, O_2, O_3, O_8, O_9
2	Mais Leves Primeiro	Ordena pedidos de forma crescente por tamanho	Promove O_7
3	FIFO	Ordena pedidos de forma descrescente por idade	Promove O_5
4	Top Clientes + Mais Pesados	Ordena pedidos de top clients primeiro e decrescente em peso	Promove $O_6, O_1, O_2, O_3, O_8, O_9$
5	Top Clientes + Mais Leves	Ordena pedidos de clientes top primeiro e crescente em peso	Promote O_6, O_5
6	Top Clientes + FIFO	Ordena pedidos de clientes top primeiro e decrescente por idade	Promover O_6, O_4

A Tabela 2 descreve como o processo de alocação de stoque é executado, descrevendo as etapas envolvidas na distribuição do estoque disponível entre os pedidos em aberto. Uma vez selecionada uma política γ, juntamente com o nível de inventário atual de cada produto no depósito e a lista de itens dos pedidos em aberto, seguem-se os seguintes passos. Primeiramente, aplica-se a regra de ordenação definida em γ à lista de pedidos em aberto; em seguida, sequencialmente, verifica-se para cada pedido se ele pode ser atendido, ou seja, apenas se todos os itens pertencentes àquele pedido possuem inventário suficiente disponível no depósito (isto é, o pedido pode ser entregue integralmente). Caso essa condição seja satisfeita, as quantidades correspondentes de inventário são reservadas para cada um desses produtos. Caso contrário, o pedido é mantido em backlog.

Essa regra de alocação também ajuda a explicar por que uma determinada política γ pode não gerar o resultado esperado descrito na Tabela 2. Especificamente, os pedidos podem apresentar

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212537
https://proceedings.science/p/212537?lang=pt-br

uma relação complexa com os itens, e o esgotamento de determinado produto pode ocorrer mais rapidamente dependendo da ordenação aplicada aos pedidos, eventualmente fazendo com que pedidos percam a alocação de forma imprevisível. Essa é uma das razões pelas quais, em uma etapa subsequente do algoritmo, quando a técnica baseada em MAVT é utilizada para avaliar cada alternativa de plano de despacho, os valores obtidos nas métricas de objetivo para cada alternativa podem apresentar uma ordenação diferente da esperada.

3.2. Subproblema de VRP

Neste estudo, adotamos uma estratégia similar à de Pichpibul and Kawtummachai [2013], modificando a heurística de savings de Clarke and Wright [1964] para eliminar o custo de retorno e aprimorando ainda mais nossa solução por meio da aplicação de um procedimento meta-heurístico. Assim, a abordagem para resolução do problema de roteirização de veículos (VRP) pode ser dividida em duas etapas distintas. Primeiramente, um conjunto inicial de rotas é construído utilizando a versão paralela da heurística de Clarke e Wright. Em seguida, essas rotas são aprimoradas por meio da aplicação da meta-heurística Guided Local Search (GLS) [Glover and Kochenberger, 2003; Voudouris et al., 2011], por um tempo limitado (30 segundos, no nosso caso).

3.3. Abordagem baseada em MAVT: Técnica SMARTER

Após resolver o VRP para cada política de alocação de inventário, a etapa final consiste na seleção do melhor plano de despacho dentre as alternativas geradas. É importante observar que cada função objetivo pode possuir um nível distinto de importância, e a combinação dos objetivos deve refletir o valor percebido e as preferências dos tomadores de decisão. Para conduzir essa análise, utilizamos a técnica Simple Multi-Attribute Rating Technique Exploiting Ranks (SMARTER) [Edwards and Barron, 1994], no contexto de um procedimento baseado na MAVT. Essa técnica não apenas facilita a normalização dos valores de cada objetivo e a combinação de suas contribuições em uma única pontuação, como também permite a definição automática dos pesos associados a cada objetivo, reduzindo o esforço demandado dos tomadores de decisão [Velasquez and Hester, 2013].

O SMARTER emprega a técnica Rank Order Centroid (ROC), um método matemático projetado para atribuir pesos predefinidos com base no número de objetivos e em sua ordem de importância. De acordo com a estrutura proposta por Watróbski et al. [2019], a escolha de um método apropriado para elicitação de pesos deve considerar fatores como a complexidade do problema, a disponibilidade de dados e o nível de expertise dos tomadores de decisão. Em comparação com outros métodos, a técnica SMARTER simplifica o processo de elicitação de preferências entre objetivos, ao mesmo tempo em que mantém sua importância relativa — sendo particularmente adequada em situações nas quais é necessário minimizar a carga cognitiva e o tempo de tomada de decisão. Isso porque: (i) assume funções de valor lineares; (ii) embora seja necessário comparar variações (swings), o processo é simplificado ao solicitar que o tomador de decisão apenas classifique essas variações por ordem de importância, em vez de atribuir valores numéricos específicos como exigido pelos métodos de swing tradicionais; (iii) está menos suscetível a erros nos valores elicitados, devido aos julgamentos mais simples que envolve.

4. Preparação do Experimento

Para avaliar o desempenho do framework de solução proposto, foi conduzido um experimento com um conjunto de dados composto por 20 instâncias correspondentes a 20 dias úteis consecutivos, representando um mês típico, relativas a planos de despacho elaborados por profissionais da área logística da empresa estudada, denominados conjunto de referência (benchmark). Para cada dia, seis novas alternativas de plano foram geradas utilizando a heurística proposta, e a melhor alternativa foi selecionada. A comparação entre os planos de referência e a melhor alternativa foi realizada por meio da função de valor ponderada SMARTER, no contexto de uma abordagem baseada em MAVT.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212537
https://proceedings.science/p/212537?lang=pt-br

5. Discussão dos Resultados

Para explicar os resultados e comparações realizadas, apresentamos primeiramente uma explicação detalhada de como diferentes planos de despacho para um único dia podem ser comparados em relação aos nove objetivos considerados. Para isso, utilizamos um exemplo ilustrativo que demonstra as etapas do método MAVT, no qual são apresentados os valores de desempenho obtidos para cada métrica, bem como as etapas de agregação realizadas para gerar uma pontuação única para cada alternativa. Em seguida, para comparar múltiplos planos, aplicamos inferência estatística sobre os escores das alternativas, analisando também como as métricas objetivas se alteram do plano de referência para a melhor alternativa gerada.

Selecionamos um dia de programação, com o objetivo de comparar o desempenho de cada uma das alternativas de plano de despacho geradas pelo algoritmo contra os resultados do benchmark. Os planos de despacho podem ser avaliados e comparados objetivamente por meio das métricas associadas a cada alternativa. Esses resultados são apresentados na Tabela 3, onde cada linha representa uma alternativa de plano de despacho θ, oriunda do algoritmo proposto ou do benchmark, e as colunas correspondem a cada um dos objetivos O_μ, além do número de rotas no plano. Nota-se que os planos gerados pelo algoritmo proposto não superam o benchmark em todas as métricas, sendo desafiador comparar sete planos em relação a nove métricas apenas por meio da observação isolada dos valores. Contudo, é evidente, a partir da tabela, que a abordagem dos profissionais de logística da empresa — de consolidar pedidos de clientes geograficamente próximos — apresenta desempenho competitivo em termos de custo (O_1), embora isso ocorra à custa da redução do volume total despachado e da maior idade média dos pedidos atendidos (O_4 e O_5, respectivamente).

A explicação para tal resultado reside no contexto observado: os tamanhos dos pedidos são geralmente pequenos e dispersos por uma área geográfica bastante ampla, sendo necessário um tempo maior até que haja acúmulo suficiente de pedidos em uma mesma região para formar um agrupamento compacto, que possa ser atendido com um veículo de grande porte e boa taxa de ocupação (O_3), condição também necessária para se obter bom desempenho de custo (O_1). Assim, com essa abordagem, despacha-se um menor volume por plano (O_4). Além disso, o critério adotado para selecionar os pedidos a serem enviados prioriza a proximidade geográfica em detrimento da antiguidade, o que resulta em pedidos permanecendo mais tempo no backlog, afetando negativamente a métrica de nível de serviço (O_5). Observa-se também que os agrupamentos de clientes atendidos tendem a estar muito próximos da origem, o que impacta negativamente a métrica O_2, uma vez que a distância total das rotas é insuficiente para diluir o custo fixo dos veículos contratados. Por outro lado, as rotas geradas com essa abordagem apresentam valores menores nas métricas O_8 e O_9, estando, portanto, mais alinhadas com as preferências dos motoristas e com maior probabilidade de serem aceitas quando submetidas ao mercado.

De forma geral, o algoritmo adota uma abordagem distinta daquela utilizada pelos profissionais responsáveis pelos planos de referência, os quais tendem a aguardar a formação de agrupamentos compactos de demanda. Em contraste, o algoritmo proposto consolida demandas de clientes tanto próximos quanto distantes, incorporando paradas adicionais (O_9) e pequenas desvios nas rotas (O_8) para atender a um maior número de clientes ao longo do percurso. Essa estratégia resulta em maiores taxas de ocupação dos veículos (O_3), permitindo o despacho de volumes mais elevados (O_4). O aumento no volume despachado possibilita a seleção de veículos de maior porte, o que reduz o custo por quilograma transportado (O_1), e também permite acomodar um maior número de pedidos por plano de despacho, reduzindo a métrica O_5 e maximizando o número de clientes atendidos (O_6, O_7). Adicionalmente, o uso de rotas mais longas contribui para diluir os custos fixos do frete contratado (O_2), otimizando ainda mais a eficiência global do plano.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212537
https://proceedings.science/p/212537?lang=pt-br

Table 3: Resultados obtidos aplicando as métricas a cada alternativa em uma instância selecionada

Direção de Otimização	Min		Max					Min		
Método\Objetivo	O1	O2	O3	O4	O5	O6	O7	O8	O9	Rotas
Mais Pesados	0.1106	0.000212	**0.97**	320,980	15.46	0.43	0.25	1.71	3.21	19
Mais Leves	0.1059	0.000210	0.93	185,115	17.35	0.14	0.26	2.77	6.20	10
FIFO	0.1198	0.000214	0.93	287,215	**22.17**	0.43	0.35	2.20	5.00	17
Top Clientes + Mais Pesados	**0.1029**	0.000211	0.96	**324,285**	14.27	**0.57**	0.25	1.71	3.33	18
Top Clientes + Mais Leves	0.1190	0.000229	0.89	267,260	17.83	0.43	**0.40**	2.48	5.59	17
Top Clientes + FIFO	0.1161	**0.000205**	0.95	287,415	20.80	0.57	0.35	2.37	5.38	16
Benchmark	0.1071	0.000221	0.94	210,360	10.09	0.23	0.08	**1.44**	**2.08**	13

O_1 = Custo/kg; O_2 = Custo/(ton.km); O_3 = Taxa de ocupação; O_4 = Volume despachado; O_5 = Idade média dos pedidos; O_6 = Proporção de clientes Top atendidos; O_7 = Proporção de clientes atendidos; O_8 = Desvio médio de duração das rotas; O_9 = Média de parada das rotas

Na Tabela 4, as métricas de desempenho previamente apresentadas na Tabela 3 são transformadas em funções de valor normalizadas para cada objetivo, e a última coluna dessa tabela contém a pontuação total de cada alternativa, obtida por meio da ponderação e soma dos objetivos, conforme os pesos ROC e as respectivas posições no ranking de importância. Com as pontuações totais, é possível comparar coletivamente o desempenho dos planos em relação a cada uma das métricas, levando em consideração a percepção de valor atribuída a cada objetivo pelos tomadores de decisão. Assim, observa-se que, embora o plano benchmark tenha apresentado melhor desempenho nas métricas O_8 e O_9, como essas métricas não estão entre as mais bem ranqueadas, tal desempenho não foi suficiente para compensar a performance inferior nas demais métricas, o que resultou em uma pontuação total mais baixa. Ademais, a pontuação total permite identificar rapidamente a alternativa de melhor desempenho, que, neste caso, corresponde ao plano ”Top Customers + Heavier”.

Table 4: Funções individuais de valor e total scores para uma instância selecionada

Optimization Direction	Min		Max					Min		
Método\Objetivo	O1	O2	O3	O4	O5	O6	O7	O8	O9	Total Score
Mais Pesados	54.65	70.34	**100**	97.63	44.50	66.67	54.62	79.29	72.51	62.40
Mais Leves	82.07	81.21	51.53	0	60.16	0	55.95	0	0	41.41
FIFO	0	63.61	53.05	73.36	**100**	66.67	86.65	42.72	29.10	35.51
Top Clientes + Mais Pesados	**100**	75.31	86.09	**100**	34.66	**100**	54.62	79.45	69.53	**78.52**
Top Customers + Mais Leves	4.70	0	0	59.02	64.13	66.67	**100**	22.25	14.84	22.49
Top Customers + FIFO	21.97	**100**	79.66	73.51	88.65	**100**	85.32	29.91	20.01	50.19
Benchmark	75.12	32.68	62.78	18.14	0	20.51	0	**100**	**100**	41.22

O_1 = Custo/kg; O_2 = Custo/(ton.km); O_3 = Taxa de ocupação; O_4 = Volume despachado; O_5 = Idade média dos pedidos; O_6 = Proporção de clientes Top atendidos; O_7 = Proporção de clientes atendidos; O_8 = Desvio médio de duração das rotas; O_9 = Média de parada das rotas

A seguir, com a pontuação agregada calculada para cada alternativa de plano em cada dia (ou seja, a última coluna da Tabela 4), é possível selecionar a alternativa de melhor desempenho gerada pelo algoritmo proposto e compará-la à pontuação do plano benchmark em cada dia de planejamento do conjunto de dados. A Tabela 5 apresenta os valores médios e os desvios padrões normalizados pela média para cada objetivo. Conforme mencionado anteriormente, o objetivo O_1 não apenas apresentou redução nos valores médios e medianos, como também evidenciou uma queda expressiva em sua variabilidade. Mais precisamente, o custo médio por quilograma reduziu-se em $5{,}47\%$, enquanto o desvio padrão normalizado pela média caiu de 15% para apenas 9%. Esse resultado evidencia a consistência dos planos heurísticos na entrega de bons desempenhos ao

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212537
https://proceedings.science/p/212537?lang=pt-br

longo de todos os dias de planejamento. O objetivo O_2 também foi minimizado, com uma distinção perceptível entre as duas distribuições, indicando que os planos gerados pela heurística foram mais eficazes na diluição dos custos fixos. O objetivo O_3 apresentou, igualmente, um aumento significativo em seu valor médio e uma redução em sua dispersão, resultando em uma melhoria geral de quase 4% na taxa média de ocupação dos veículos (VFR) nas rotas. Além disso, o objetivo O_4 aumentou drasticamente, o que demonstra que, ao adotar a abordagem heurística, a equipe de logística poderia, teoricamente, ter despachado mais que o dobro do volume diário.

Table 5: Comparação de melhores planos sugeridos pelo algoritmo vs. benchmark

	Média			Desvio Padrão/Média	
Objetivos\Método	Benchmark	Heuristic	change	Benchmark	Heuristic
O1	0.120	0.114	-5.47%	15%	9%
O2	0.000222	0.000207	-6.69%	4%	4%
O3	0.909	0.945	3.91%	4%	2%
O4	188,409	394,997	109.65%	34%	29%
O5	12.459	13.031	4.59%	25%	23%
O6	0.215	0.456	112.23%	71%	28%
O7	0.111	0.315	182.52%	32%	31%
O8	1.813	1.868	3.04%	13%	19%
O9	3.046	3.757	23.34%	21%	28%

O_1 = Custo/kg; O_2 = Custo/(ton.km); O_3 = Taxa de ocupação; O_4 = Volume despachado; O_5 = Idade média dos pedidos; O_6 = Proporção de clientes Top atendidos; O_7 = Proporção de clientes atendidos; O_8 = Desvio médio de duração das rotas; O_9 = Média de parada das rotas

6. Conclusão

Este artigo introduz o Problema de Planejamento da Distribuição em Última Milha Rural (PPDUMR), destacando suas características específicas por meio de um estudo de caso de uma empresa brasileira que produz e distribui produtos nutricionais para fazendas produtoras de animais. Nove métricas foram propostas com o intuito de assegurar a eficiência de custos em horizontes diários de planejamento. Para resolver o PPDUMR, foi proposta uma abordagem híbrida que envolve a decomposição do problema em pequenos subproblemas e a construção de diversos protótipos de planos. Esses protótipos são avaliados quanto à sua qualidade em relação aos nove objetivos propostos, com seus valores sendo normalizados, ponderados e agregados por meio de uma abordagem baseada em MAVT. As pontuações obtidas refletem a percepção dos tomadores de decisão sobre a importância relativa de cada objetivo. O algoritmo foi testado por meio da comparação entre os planos gerados e os planos de despacho diários utilizados como referência pela empresa estudada.

Os resultados demonstram que o *framework* proposto melhora o desempenho do planejamento nas métricas consideradas mais relevantes, conforme o ranqueamento definido pelos tomadores de decisão. A abordagem proposta foi capaz de reduzir o custo por quilograma em 5,47%, reduzir o custo por quilograma por quilômetro em 6,69%, aumentar a taxa de ocupação dos veículos (VFR) em 3,91% e mais que dobrar o volume despachado e o número de clientes atendidos, ao custo de um leve aumento na variabilidade da duração das rotas e no número de paradas por viagem.

Apesar da limitação de ter tido acesso a dados de uma única empresa, as restrições observadas neste contexto e os objetivos de eficiência mapeados, ainda assim, são comuns a diversas empresas do setor rural. Pesquisas futuras podem expandir os achados deste trabalho de diferentes

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212537
https://proceedings.science/p/212537?lang=pt-br

formas. Uma possibilidade é identificar e categorizar os desafios enfrentados por outras empresas inseridas em contextos rurais, possivelmente em diferentes geografias e setores, adaptando assim o *framework* proposto a novos casos. Trabalhos futuros também podem explorar novas estratégias especializadas para resolver o PPDUMR apresentado ou testar o algoritmo proposto em outros contextos.

References

Baldacci, R., Battarra, M., and Vigo, D. (2008). Routing a heterogeneous fleet of vehicles. In *The vehicle routing problem: latest advances and new challenges*, p. 3–27. Springer.

Chandran, B. and Raghavan, S. (2008). *Modeling and Solving the Capacitated Vehicle Routing Problem on Trees*, volume 43, p. 239–261. Springer US. ISBN 978-0-387-77777-1.

Clarke, G. and Wright, J. W. (1964). Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Operations Research*, 12:568–581. ISSN 0030-364X.

Dror, M., Ball, M., and Golden, B. (1985). A computational comparison of algorithms for the inventory routing problem. *Annals of Operations Research*, 4:1–23. ISSN 0254-5330.

Edwards, W. and Barron, F. H. (1994). Smarts and smarter: Improved simple methods for multiattribute utility measurement. ISSN 07495978.

Gendreau, M., Laporte, G., Musaraganyi, C., and Éric D. Taillard (1999). A tabu search heuristic for the heterogeneous fleet vehicle routing problem. *Computers and Operations Research*, 26: 1153–1173. ISSN 03050548.

Glover, F. and Kochenberger, G. (2003). *Handbook of Metaheuristics*. ISBN 1402072635.

Gruler, A., Panadero, J., de Armas, J., Pérez, J. A. M., and Juan, A. A. (2018). Combining variable neighborhood search with simulation for the inventory routing problem with stochastic demands and stock-outs. *Computers and Industrial Engineering*, 123:278–288. ISSN 03608352.

Herer, Y. T. and Levy, R. (1997). The metered inventory routing problem, an integrative heuristic algorithm. *International Journal of Production Economics*, 51:69–81. ISSN 09255273.

Juan, A. A., Grasman, S. E., Caceres-Cruz, J., and Bektaş, T. (2014). A simheuristic algorithm for the single-period stochastic inventory-routing problem with stock-outs. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 46:40–52. ISSN 1569190X.

Keeney, R. L. and Raiffa, H. (1993). *Decisions with Multiple Objectives*. Cambridge University Press. ISBN 9780521438834.

Pichpibul, T. and Kawtummachai, R. (2013). A heuristic approach based on clarke-wright algorithm for open vehicle routing problem. *The Scientific World Journal*, 2013. ISSN 1537744X.

Sariklis, D. and Powell, S. (2000). A heuristic method for the open vehicle routing problem. *Journal of the Operational Research Society*, 51:564–573. ISSN 14769360.

Velasquez, M. and Hester, P. T. (2013). An analysis of multi-criteria decision making methods. *International Journal of Operations Research*, 10:56–66.

Voudouris, C., Tsang, E. P. K., and Alsheddy, A. (2011). Effective application of guided local search.

Watróbski, J., Jankowski, J., Ziemba, P., Karczmarczyk, A., and Zioło, M. (2019). Generalised framework for multi-criteria method selection. *Omega*, 86:107–124.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212537
https://proceedings.science/p/212537?lang=pt-br