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

ALGORITMO GRASP APLICADO AO PROBLEMA DE DISTRIBUIÇÃO DE UMA EMPRESA DE LATICÍNIOS: ESTUDO DE CASO

Matheus da Silva Menezes
UFRN
Campus Universitário Lagoa Nova, Natal - RN, 59078-900
matheus.menezes@ufrn.br

Caroline Galvão Toscano
UFERSA
R. Francisco Mota, 572 - Pres. Costa e Silva, Mossoró - RN
caroltoscano.cn@gmail.com

Ivan Mezzomo
UFERSA
R. Francisco Mota, 572 - Pres. Costa e Silva, Mossoró - RN
stefeson@ufersa.edu.br

Stefeson B. Melo
UFERSA
R. Francisco Mota, 572 - Pres. Costa e Silva, Mossoró - RN
stefeson@ufersa.edu.br

Luis Fernando Alexandre dos Santos
UFERSA
R. Francisco Mota, 572 - Pres. Costa e Silva, Mossoró - RN
luis.santos04484@alunos.ufersa.edu.br

RESUMO

Este estudo aborda o problema de distribuição de produtos de uma empresa de laticínios, modelada como um Problema do Caixeiro Viajante (PCV), problema caracterizado como NP-difícil, onde nem sempre é possível encontrar a solução ótima em um tempo de processamento razoável. Foram consideradas duas variantes: minimização do tempo de deslocamento e da distância percorrida, em instâncias variando de 6 a 48 pontos de atendimento. Para solução dos problemas propostos, implementou-se três versões do algoritmo GRASP *(Greedy Randomized Adaptive Search Procedure)*, adaptadas às especificidades dos problemas. As soluções obtidas foram comparadas com resultados já reportados na literatura para este problema, demonstrando que a abordagem proposta é competitiva na busca por soluções de alta qualidade.

PALAVRAS CHAVE. GRASP, Metaheurísticas, Problema do Caixeiro Viajante.

Tópicos (indique, em ordem de PRIORIDADE, o(s) tópicos(s) de seu artigo):MH – Metaheurísticas , L&T – Logística e Transportes.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212626
https://proceedings.science/p/212626?lang=pt-br

ABSTRACT

This study addresses the distribution problem of a dairy company's products, modeled as a Traveling Salesman Problem (TSP), a well-known NP-hard combinatorial optimization problem where finding the optimal solution within reasonable computational time is often infeasible. Two problem variants are considered: minimizing travel time and minimizing distance traveled, across instances ranging from 6 to 48 delivery points. To solve these problems, three versions of the GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure) metaheuristic was implemented and tailored to the specific characteristics of each variant. The solutions obtained were compared with results previously reported in the literature, demonstrating that the proposed approach is competitive in finding high-quality solutions.

KEYWORDS. GRASP. Metaheuristics. Traveling Salesman Problem.

Paper topics (indicate in order of PRIORITY the paper topic(s)): MH – Metaheuristics , L&T – Logistic and Transport.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212626
https://proceedings.science/p/212626?lang=pt-br

1. Introdução

O crescimento das operações logísticas em setores que lidam com produtos perecíveis impõe desafios cada vez maiores no planejamento eficiente das rotas de distribuição. Este é o caso de uma distribuidora de laticínios localizada no interior do Rio Grande do Norte, cuja logística de entrega abrange diversas cidades da região. Tais operações são realizadas por meio de caminhões refrigerados, o que adiciona uma dimensão crítica ao problema: o tempo de transporte influencia diretamente no consumo de combustível e no custo operacional, já que períodos mais longos de funcionamento do sistema de refrigeração implicam em maiores gastos energéticos.

Neste contexto, o problema de roteamento de veículos (PRV) torna-se uma ferramenta essencial para o apoio à tomada de decisão, ao permitir a modelagem e otimização das rotas de entrega com base em critérios como menor distância percorrida e menor tempo de trajeto. Essas duas abordagens podem levar a soluções significativamente diferentes, especialmente quando se considera a topografia, a qualidade das estradas e o tráfego das regiões atendidas. Assim, a construção de modelos matemáticos apropriados permite avaliar e simular diferentes estratégias de distribuição, contribuindo para a redução de custos, maior eficiência no uso dos recursos logísticos e, consequentemente, maior competitividade da empresa.

No entanto, a resolução exata do PRV, especialmente quando se consideram variantes realistas do problema (com janelas de tempo, restrições de capacidade e múltiplas rotas), apresenta alto custo computacional. Métodos exatos, embora forneçam soluções ótimas, muitas vezes tornam-se inviáveis em aplicações práticas devido ao tempo excessivo necessário para sua obtenção. Por essa razão, o uso de metaheurísticas, como o algoritmo GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure), apresenta-se como uma alternativa eficaz para encontrar boas soluções em tempo reduzido.

Este trabalho tem como objetivo estudar e avaliar o desempenho de diferentes variantes do GRASP aplicadas ao problema de roteamento de veículos desta distribuidora. As heurísticas propostas são analisadas em termos de qualidade da solução e estabilidade dos resultados, sendo comparadas com métodos consagrados da literatura, incluindo um algoritmo memético e um algoritmo baseado em colônia de formigas (ACF). Além disso, o *solver* GLPK é utilizado como referência para avaliação de qualidade das soluções.

A relevância deste estudo está não apenas na aplicação de técnicas de otimização ao contexto logístico regional, mas também na demonstração de como abordagens metaheurísticas podem fornecer soluções viáveis e próximas do ótimo em problemas complexos do mundo real. O uso de modelos computacionais como ferramenta de apoio à decisão representa um diferencial estratégico para empresas que buscam maior eficiência e sustentabilidade em suas operações logísticas.

De forma a alcançar o objetivo proposto, o presente artigo está assim organizado: a seção 2 contempla a fundamentação teórica necessária para o desenvolvimento do trabalho; a seção 3 contempla a metodologia dos experimentos que serão realizados, enquanto os resultados e discussões são contemplados na seção 4. Finalmente, as considerações finais são apresentadas na seção 5.

2. Fundamentação Teórica

O Problema do Caixeiro Viajante (PCV) é um problema clássico da otimização combinatória, amplamente estudado devido à sua simplicidade de enunciado e à complexidade computacional envolvida. Devido à sua relevância prática e teórica, o PCV tem sido utilizado como base para o desenvolvimento e teste de diversos algoritmos de otimização, tanto exatos quanto heurísticos e metaheurísticos [Goldbarg e Luna, 2000]. O PCV consiste em determinar a rota de menor custo que permite a um vendedor (caixeiro) visitar um conjunto de cidades exatamente uma vez, retornando à cidade de origem. Formalmente, dado um conjunto de n cidades e uma matriz de distâncias entre elas, o objetivo é encontrar a permutação das cidades que minimize a soma total das distâncias percorridas.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212626
https://proceedings.science/p/212626?lang=pt-br

O PCV é classificado como um problema NP-difícil [Garey e Johnson, 1979], o que implica que não se conhece um algoritmo que o resolva em tempo polinomial para todos os casos. Além disso, o número de soluções possíveis cresce exponencialmente com o número de cidades, tornando inviável a abordagem exaustiva para instâncias de tamanho médio ou grande.

Diante da dificuldade de resolver problemas NP-difíceis como o PCV por métodos exatos em tempo razoável, surgiram as metaheurísticas como alternativas eficazes. Metaheurísticas são estratégias de alto nível que orientam heurísticas de menor nível para explorar eficientemente o espaço de soluções, buscando soluções de boa qualidade em tempo computacional aceitável.

Entre as metaheurísticas mais conhecidas aplicadas ao PCV destacam-se, os Algoritmos Genéticos [Holland, 1975], inspirados na seleção natural, *Simulated Annealing* [Kirkpatrick et al., 1983], baseado no processo de recozimento metálico, Algoritmo de Colônia de Formigas [Dorigo e Stützle, 2004], através da modelagem de comportamento de formigas na busca por alimentos, utilizando trilhas de feromônio para guiar a construção de soluções, GRASP [Feo e Resende, 1995], que combina uma construção aleatória e gulosa de soluções com uma busca local para refinamento, dentre outras.

Essas metaheurísticas têm se mostrado eficazes na obtenção de soluções próximas do ótimo para o PCV e outros problemas combinatórios, sendo frequentemente utilizadas em aplicações práticas onde o tempo de resposta é crítico.

O GRASP *(Greedy Randomized Adaptive Search Procedure)* proposto por [Feo e Resende, 1995] é uma metaheurística iterativa composta por duas fases principais: construção e busca local. Na fase de construção, uma solução viável é construída de maneira gulosa e aleatória, utilizando uma Lista Restrita de Candidatos (LRC) que contém os melhores elementos segundo um critério de avaliação. Um elemento é então selecionado aleatoriamente da LRC para ser adicionado à solução. Essa abordagem equilibra a exploração e a intensificação na busca por soluções de qualidade.

O diferencial do GRASP em relação a outros métodos está na geração da solução inicial, cuja abordagem está referenciada nas três primeiras iniciais de sua sigla: gulosa *(Greedy)*, aleatória *(Randomized)* e adaptativa *(Adaptive)*.

Na busca pelo equilíbrio entre ser guloso e aleatório, esta metaheurística se desenvolve em duas fases distintas. A primeira fase é a construtiva, onde busca-se construir boas soluções, utilizando-se para isso uma lista de candidatos, listando todos os vizinhos, a partir da qual é gerada a LRC, onde sua composição é formada melhores vizinhos disponíveis, utilizando-se do parâmetro α para a construção desta lista, com $0 \leq \alpha \leq 1$. Valores de α próximos a zero conduzem a soluções muito próximas aquela obtida pela escolha gulosa, enquanto valores de α próximos a 1 conduzem a soluções praticamente aleatórias.

Existem duas abordagens principais para definir a LRC: baseada em tamanho e baseada em qualidade. Na abordagem baseada em tamanho, a LRC é composta pelos k melhores elementos disponíveis segundo uma função de avaliação heurística, sendo k um parâmetro fixo. Essa estratégia é simples e garante diversidade, mas pode incluir candidatos com qualidade inferior.

Já na abordagem baseada em qualidade, a LRC inclui todos os elementos cuja avaliação esteja dentro de um intervalo definido por um limiar em relação ao melhor e ao pior valor da função heurística. Essa técnica permite um controle mais refinado sobre a qualidade dos candidatos, adaptando-se dinamicamente às características do problema. A escolha entre essas abordagens influencia diretamente o equilíbrio entre exploração e intensificação na construção das soluções.

A heurística é adaptativa porque os benefícios associados com a escolha de cada elemento são atualizados em cada iteração da fase de construção, de forma a refletir as mudanças oriundas da seleção do elemento anterior.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212626
https://proceedings.science/p/212626?lang=pt-br

O componente probabilístico do procedimento reside no fato de que cada elemento é selecionado de forma aleatória, a partir de um subconjunto restrito formado pelos melhores elementos que compõem a LRC.

Na segunda fase aplica-se a Busca Local. Procura-se, com ela, melhorar as soluções encontradas, através de um método de exploração da vizinhança. Um algoritmo de busca local define uma vizinhança para cada solução, fazendo uma transformação da solução atual através de uma técnica ou heurística, gerando um conjunto de soluções com características próximas.

De acordo com [Resende e Ribeiro, 2003], um algoritmo básico com abordagem GRASP pode ser visto no pseudo-código do Algoritmo1:

Algorithm 1: GRASP Genérico para Minimização

Input: $i_{\max}$: número máximo de iterações
Output: $x^* \in X$: melhor solução encontrada
$f(x^*) \leftarrow \infty$;
for $i \leftarrow 1$ **to** $i_{\max}$ **do**
  $x \leftarrow$ **FaseConstrutiva**();
  $x \leftarrow$ **BuscaLocal**(x);
  if $f(x) < f(x^*)$ **then**
    $f(x^*) \leftarrow f(x)$;
    $x^* \leftarrow x$;
  end
end
return x^*

O valor da melhor solução é armazenada em $f(x^*)$ e $i_{\max}$ define o número de iterações GRASP que serão feitas. Cada iteração consiste de uma fase construtiva, seguida de uma fase de busca local, a partir da solução construtiva do algoritmo. Se a solução resultante da busca local melhorar a melhor solução encontrada até o momento, a mesma é armazenada em x^*.

3. Metodologia

Nesta secção será detalhado o problema de distribuição de laticínios, junto com a definição dos dados da simulação, as especificidades dos algoritmos e o ambiente computacional utilizado.

3.1. Estudo de Caso: O problema da distribuição de laticínios da APASA

O presente estudo parte da definição de um problema teórico identificado pela Associação dos Pequenos Agropecuaristas do Sertão de Angicos (APASA), que utiliza um caminhão com compartimento refrigerado, partindo da cidade de Angicos/RN, para efetuar as entregas de produtos do tipo laticínios, em um conjunto de cidades do Estado do Rio Grande do Norte.

Neste problema, temos dois fatores a considerar. A minimização da distância percorrida e também o problema da minimização do tempo de percurso, pois este último está relacionado a minimização do custo de manter o caminhão refrigerado durante todo o percurso.

Este tema já foi abordado em diversos estudos, onde em [Silva, 2012] foi descrito o problema, então com instâncias de tamanho 6, 7, 12 e 24 cidades, incluindo o centro distribuidor, onde o problema foi resolvido com modelagem de programação inteira mista via *solver* GLPK. O trabalho de [Bezerra, 2013] considerou a resolução das mesmas instâncias via algoritmos genéticos.

Para fins de simulação, o número de cidades foi ampliado em [dos S. Fernandes, 2016], para instâncias de 36 e 48 cidades, partindo do mesmo centro de distribuição. Neste trabalho, além da atualização das soluções via solver GLPK, também foram implementados algoritmos genéticos e meméticos para o problema. Já o trabalho de [Silva et al., 2022] considerou a solução via algoritmo de colônia de formigas.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212626
https://proceedings.science/p/212626?lang=pt-br

Na Tabela 1 estão discriminadas as cidades consideradas no estudo, onde a primeira cidade é o centro distribuidor.

Ref	Cidade	Ref	Cidade	Ref	Cidade
1	ANGICOS	17	São Gonçalo do Amarante	33	Monte Alegre
2	São Rafael	18	Pau dos Ferros	34	Nísia Floresta
3	Itajá	19	Parnamirim	35	Nova Cruz
4	Assú	20	Macaíba	36	Touros
5	Jucurutu	21	Macau	37	Tangará
6	Mossoró	22	João Câmara	38	São Paulo do Potengi
7	Natal	23	Ipanguaçu	39	Santo Antônio
8	Afonso Bezerra	24	Currais Novos	40	Taipu
9	Pedro Avelino	25	Ceará-Mirim	41	Upanema
10	Fernando Pedrosa	26	Canguaretama	42	Pedro Velho
11	Santana do Matos	27	Baraúna	43	Parelhas
12	Lajes	28	Apodi	44	Caraúbas
13	Santa Cruz	29	Acari	45	Alexandria
14	Caicó	30	Areia Branca	46	Jardim de Piranhas
15	São Miguel	31	Extremoz	47	São José do Campestre
16	São José do Mipibu	32	Goianinha	48	Poço Branco

Tabela 1: Lista de cidades e identificadores, (adaptado de [dos S. Fernandes, 2016])

Neste estudo, são consideradas seis simulações distintas: uma rota única envolvendo 48 cidades e cinco sub-rotas compostas por 36, 24, 12, 7 e 6 cidades, respectivamente. As variáveis de minimização adotadas nas simulações correspondem ao custo associado à distância percorrida (em quilômetros) e ao custo relacionado ao tempo despendido no deslocamento (em minutos). Ambos os conjuntos de dados foram obtidos por meio da plataforma Google Maps©, garantindo assim uniformidade nas medições. Ressalta-se que os dados utilizados para as simulações foram os mesmos apresentados em [dos S. Fernandes, 2016].

A Figura 1 apresenta a localização geográfica das cidades consideradas no problema, plotadas sobre o mapa da região. A cidade de Angicos, definida como ponto de partida e chegada das rotas, está destacada com o símbolo de localização acompanhado da letra “A”. As demais localidades estão representadas apenas pelo símbolo de localização.

Os problemas considerados estão identificados na Tabela 2, onde para cada tamanho de instância, temos os problemas de minimização da distância percorrida e do tempo gasto para as visitas.

3.2. Algoritmos Considerados

Neste estudo foram analisadas três implementações distintas do GRASP, baseadas no algoritmo 1, cujas diferenças residiram na forma de construção da LRC e na escolha da inserção da localidade à solução parcial. Após cada execução, a solução obtida foi submetida a uma etapa de busca local baseada na heurística de Lin-Kernighan [Lin e Kernighan, 1973]. A estrutura geral da fase construtiva dos algoritmos é a apresentada no algoritmo 2:

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212626
https://proceedings.science/p/212626?lang=pt-br



Figura 1: Localização das Cidades. (adaptado de [dos S. Fernandes, 2016])

Instância	**Medida**	**n**	Cidades
Problema 1	Km	48	1 a 48
Problema 2	min	48	1 a 48
Problema 3	Km	36	1 a 36
Problema 4	min	36	1 a 36
Problema 5	Km	24	1 a 24
Problema 6	min	24	1 a 24
Problema 7	Km	12	1 a 12
Problema 8	min	12	1 a 12
Problema 9	Km	7	1, 7, 8, 9, 10, 11, 12
Problema 10	min	7	1, 7, 8, 9, 10, 11, 12
Problema 11	Km	6	1 a 6
Problema 12	min	6	1 a 6

Tabela 2: Relação cidades e problemas (adaptado de [dos S. Fernandes, 2016])

Algorithm 2: Fase Construtiva dos algoritmos GRASP

Input: $\alpha \in [0, 1]$ – parâmetro de controle da LRC
Output: x – solução viável construída
$x \leftarrow \emptyset$
$C \leftarrow$ Conjunto de candidatos viáveis
while $C \neq \emptyset$ **do**
  foreach $c \in C$ **do**
    calcular $g(c)$ – valor de custo ou ganho da adição de c à solução
  end
  Construir $LRC(\alpha)$
  Selecionar $\tilde{c} \in LRC$
  $x \leftarrow x \cup \{\tilde{c}\}$
  Atualizar o conjunto de candidatos C
end
return x

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212626
https://proceedings.science/p/212626?lang=pt-br

As três versões do GRASP propostas neste estudo diferenciam-se quanto ao critério de construção da LRC, cujo cálculo foi baseado no inverso da distância (ou do tempo, a depender do problema considerado) e também na forma como a localidade candidata é inserida na solução parcial construída.

A primeira versão, denominada $Grasp1$ considerou que um percentual $(\alpha\%)$ das melhores possibilidades de inserção compõe a LRC, e que a seleção da localidade a ser inserida na solução em construção ocorre de forma aleatória, com todos os candidatos possuindo a mesma probabilidade de escolha.

Na segunda versão do algoritmo, chamada de $Grasp2$, a construção da LRC foi similar à utilizada no $Grasp1$, porém foi definida uma seleção por roleta baseada no benefício de inserção da localidade na solução.

A terceira versão, nominada $Grasp3$ considerou a construção da LRC através da qualidade das soluções candidatas, ou seja, todas as localidades ainda não inseridas na solução e com valores entre $(minDist + alpha * (maxDist - minDist))$ compõe a LRC e o sorteio também ocorreu por roleta, nos mesmos moldes definidos no algoritmo $Grasp2$.

Para calibrar os parâmetros dos algoritmos, que são o número de iterações (i_{max}), e α, foi utilizada a ferramenta ***iRace*** [López-Ibáñez et al., 2016]. As instâncias utilizadas nesta etapa foram os problemas 4, 6, 8 e 11. Foi definido a limite de $maxExperiments = 5000$ e considerado na análise $0 \leq \alpha \leq 1$ e para o número de iterações $i_{max} \in \{10, 1000\}$.

A partir dos resultados obtidos, adotamos $i_{max} = 700$ para todos os algoritmos. Já o α considerado foi de 0.11 para o $Grasp1$, 0.15 para o $Grasp2$ e 0.72 para o $Grasp3$.

3.3. Ambiente Computacional

Os algoritmos descritos na secção 3.2 foram executadas 20 vezes cada. A partir destes resultados foram determinados o menor valor encontrado para o algoritmo, o valor médio, e a quantidade de vezes que a melhor solução foi encontrada.

O algoritmo foi executado em um notebook Dell com processador Intel® Core™ i5 de 13 geração, 16 GB de memória RAM e SSD de 512 GB. O sistema operacional foi o Ubuntu 24.04 LTS. O algoritmo foi desenvolvido em linguagem C++, e compilador GCC 13.3.00.

4. Resultados e Discussões

Nesta secção estão apresentados os resultados e discussões do trabalho. A Tabela 3 apresenta os resultados comparativos dos três algoritmos GRASP considerados. Para cada problema, são apresentados o melhor valor encontrado para o algoritmo, o valor médio das 20 execuções, e a quantidade de vezes que a melhor solução foi encontrada.

De modo geral, observa-se que a $Grasp2$ apresentou os melhores resultados em termos de qualidade das melhores soluções para a maioria das instâncias. Especificamente, $Grasp2$ obteve a menor solução (melhor valor) em 10 das 12 instâncias (instâncias 1, 2, 5, 6, 7, 8, 9, 10 e 11), superando $Grasp1$ e $Grasp3$ nos problemas (1, 2 e 6). A abordagem considerada no $Grasp1$ apresentou desempenho superior em 2 instâncias (3 e 4), enquanto a $Grasp3$, apesar de ter conseguido bons resultados em algumas instâncias, obteve desempenho semelhante aos demais métodos em 7 casos (instância 5,7, 8, 9, 10, 11 e 12), onde as instâncias de 7 a 12 são de pequeno porte (até 12 cidades).

Quando se considera a média das soluções, que reflete a estabilidade e robustez do método, a $Grasp2$ também se destaca, apresentando médias inferiores (melhores) em 7 das 12 instâncias. Esse comportamento sugere que a variante $Grasp2$, além de alcançar boas soluções pontuais, mantém um desempenho consistente ao longo de diferentes execuções.

Em relação à quantidade de vezes que a melhor solução foi obtida, a maioria dos métodos alcançou a melhor solução uma única vez por instância, o que pode indicar uma certa variabilidade

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212626
https://proceedings.science/p/212626?lang=pt-br

Instância	Grasp1			Grasp2			Grasp3		
	Melhor	**Média**	**#vezes**	**Melhor**	**Média**	**#vezes**	**Melhor**	**Média**	**#vezes**
1	2040,90	3183,17	1	2020,00	3196,86	1	2108,40	6310,36	1
2	2046,00	3047,12	1	2016,00	3101,94	1	2113,00	5672,38	1
3	1711,60	2520,77	1	1717,10	2532,25	1	1798,60	4708,52	1
4	1664,00	2792,10	1	1668,00	2429,78	1	1747,00	4209,79	1
5	1321,00	1738,08	1	1321,00	1768,51	1	1321,00	2958,12	1
6	1515,00	1750,53	1	1223,00	1604,42	1	1250,00	2570,31	1
7	672,70	851,60	1	672,70	850,04	1	672,70	1005,94	1
8	609,00	727,78	1	606,00	736,97	1	606,00	880,28	1
9	438,30	491,93	1	438,30	489,83	1	438,30	515,73	1
10	364,00	403,37	1	364,00	402,31	1	364,00	443,14	4
11	344,90	458,23	1	344,90	457,69	1	344,90	420,54	1
12	305,00	395,80	1	305,00	395,66	1	305,00	369,39	1

Tabela 3: Resultados das instâncias para diferentes variantes do GRASP

nos resultados devido à natureza estocástica das heurísticas. A exceção ocorre na instância 10, em que a $Grasp3$ obteve a melhor solução em 4 execuções, sugerindo uma maior estabilidade dessa variante para esse caso específico.

A Tabela 4 apresenta a comparação dos resultados obtidos pelas variantes propostas do algoritmo GRASP ($Grasp1$, $Grasp2$ e $Grasp3$) em relação a três abordagens de referência: utilizando o *solver* GLPK, e o algoritmo memético ambos obtidos no trabalho de [dos S. Fernandes, 2016], e o Algoritmo de Colônia de Formigas (ACF) proposto por [Silva et al., 2022]. Destacamos que o *solver* teve sua execução limitada em 80.000 segundos e os resultados marcados com (*) não obtiveram garantia de otimalidade no tempo limite do *solver*. A melhor solução para cada instância está destacada em negrito.

Instância	GLPK	Memético	ACF	Grasp1	Grasp2	Grasp3
1	**1942,30**	2070,80	2951,20	2040,90	2020,00	2108,40
2	**1973,00**	2101,00	2740,00	2046,00	2016,00	2113,00
3	1719,20*	**1705,60**	2134,90	1711,60	1717,10	1798,60
4	1676,00*	1668,00	1979,00	**1664,00**	1668,00	1747,00
5	1339,90*	**1321,00**	1351,00	**1321,00**	**1321,00**	**1321,00**
6	**1223,00***	**1223,00**	1256,00	1515,00	**1223,00**	1250,00
7	**672,70**	**672,70**	**672,70**	**672,70**	**672,70**	**672,70**
8	**606,00**	**606,00**	**606,00**	609,00	**606,00**	**606,00**
9	**438,30**	**438,30**	**438,30**	**438,30**	**438,30**	**438,30**
10	**364,00**	**364,00**	**364,00**	**364,00**	**364,00**	**364,00**
11	**344,90**	**344,90**	**344,90**	**344,90**	**344,90**	**344,90**
12	**305,00**	**305,00**	**305,00**	**305,00**	**305,00**	**305,00**

Tabela 4: Comparação entre algoritmos para os problemas considerados

Os resultados apresentados na Tabela 4 nos mostram que o GLPK, por ser um *solver* e

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212626
https://proceedings.science/p/212626?lang=pt-br

buscar soluções exatas, apresenta os melhores resultados em várias instâncias, o que está dentro do esperado. No entanto, a limitação desse método está no tempo computacional elevado para instâncias maiores, o que justifica o uso de métodos heurísticos e meta-heurísticos. Os algoritmos memético e ACF possuem resultados competitivos para as instâncias menores (6-12).

Em relação às três variantes GRASP, podemos destacar que o algoritmo $Grasp2$ teve desempenho superior entre as versões, obtendo o melhor resultado heurístico nas instâncias 1 e 2, e igualando o melhor resultado encontrado nas instâncias 5 a 12. O algoritmo $Grasp1$, apesar de resultados ligeiramente inferiores em qualidade quando comparado ao $Grasp2$, obteve um novo limite inferior para a instância 4. Já os resultados do $Grasp3$ foram mais distantes dos ótimos nas maiores instâncias (1 a 4), embora seu desempenho tenha se igualado aos demais nas instâncias 5 a 12, sugerindo uma maior estabilidade em problemas menores.

Além disso, nas instâncias 7 a 12, todos os métodos apresentaram praticamente os mesmos valores, o que indica que em instâncias pequenas (até 12 cidades) os algoritmos heurísticos convergiram para a solução ótima.

5. Considerações Finais

Neste estudo, foi analisado um problema real de roteamento associado à empresa APASA, localizada em Angicos/RN, cuja operação logística de distribuição de laticínios foi modelada como uma instância do Problema do Caixeiro Viajante (PCV). Para a resolução do problema, foram investigadas três variações da metaheurística GRASP, complementadas por uma fase de busca local baseada na heurística de Lin-Kernighan.

Foram consideradas três versões do GRASP, onde as mesmas diferenciaram-se quanto ao critério de construção da Lista Restrita de Candidatos (LRC) e também na forma como a localidade candidata é inserida na solução parcial construída. Os resultados obtidos foram comparados com os de outras abordagens já descritas na literatura, proporcionando uma análise de desempenho das variantes propostas.

A análise empírica demonstrou que os algoritmos baseados em GRASP apresentaram desempenho competitivo, sendo capazes de igualar, em diversas instâncias, as melhores soluções conhecidas, especialmente o $Grasp2$, que obteve os melhores resultados heurísticos nas maiores instâncias (1 e 2). Além disso, o algoritmo $Grasp1$ estabeleceu um novo limite inferior para a instância 4. Esses resultados indicam que as abordagens propostas, baseadas no algoritmo GRASP, constituem uma alternativa eficiente na obtenção de soluções de boa qualidade para o PCV em contextos logísticos reais.

Entretanto, observou-se que, embora as soluções ótimas tenham sido atingidas em alguns casos, tal ocorrência foi esporádica: em apenas uma das vinte execuções realizadas. Além disso, a versão $Grasp3$ apresentou maior variação nas soluções, com médias mais distantes da melhor solução conhecida, indicando que para o caso em análise a construção da LRC baseada na qualidade de soluções não se mostrou eficiente. A variante $Grasp2$ destacou-se por apresentar os melhores resultados globais, especialmente em instâncias de maior porte, enquanto a $Grasp1$ demonstrou desempenho satisfatório em instâncias menores (até 24 cidades). Para problemas de maior escala, os algoritmos não alcançaram as melhores soluções conhecidas, o que pode ser atribuído, em parte, à sensibilidade da metaheurística em relação ao ajuste de parâmetros e também a uma única estratégia de busca local aplicada.

Os resultados evidenciam a relevância de estratégias adaptativas e balanceadas entre intensificação e diversificação na construção e exploração de soluções. Como trabalhos futuros, sugere-se a aplicação de estratégias de ajuste automático de parâmetros, bem como a hibridização com outras técnicas metaheurísticas para o aprimoramento do desempenho em instâncias de maior tamanho e complexidade.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212626
https://proceedings.science/p/212626?lang=pt-br

Referências

Bezerra, T. L. A. (2013). Algoritmo genético aplicado ao problema de roteamento de veículos nas entregas realizadas por uma empresa de laticínios: Estudo de caso. Monografia (Graduação em Ciência e Tecnologia) – Universidade Federal Rural do Semi-Árido, Angicos.

Dorigo, M. e Stützle, T. (2004). *Ant Colony Optimization*. MIT Press. ISBN 978-0262042192.

dos S. Fernandes, F. R. (2016). Metaheurísticas evolutivas aplicadas ao problema de roteamento de veículos em uma empresa de lacticínios no interior do rn: uma abordagem via algoritmos genético e memético. Monografia (Graduação em Sistemas de Informação) – Universidade Federal Rural do Semi-Árido, Angicos.

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

Garey, M. R. e Johnson, D. S. (1979). *Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness*. W. H. Freeman and Company, San Francisco, CA. ISBN 978-0716710455.

Goldbarg, M. e Luna, H. (2000). *Otimização combinatória e programação linear: modelos e algoritmos*. Campus. ISBN 9788535205411.

Holland, J. H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. University of Michigan Press. ISBN 978-0262581110.

Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., e Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. *Science*, 220(4598):671–680.

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

López-Ibáñez, M., Dubois-Lacoste, J., Pérez Cáceres, L., Stützle, T., e Birattari, M. (2016). The irace package: Iterated racing for automatic algorithm configuration. *Operations Research Perspectives*, 3:43–58.

Resende, M. G. e Ribeiro, C. C. (2003). Grasp with path-relinking: Recente advances and applications. Technical Report TD-5TU726, AT and T Labs Research, USA.

Silva, A. J. A., da S. Menezes, M., Casillo, L. A., e Mezzomo, I. (2022). Algoritmo de colônia de formigas aplicado ao problema do caixeiro viajante: Estudo de caso. In *Anais do LIV Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, volume 54, p. 152704, Juiz de Fora.

Silva, G. L. S. (2012). Roteamento de veículos nas entregas realizadas por empresa de laticínios: Estudo de caso. Monografia (Graduação em Ciência e Tecnologia) – Universidade Federal Rural do Semi-Árido, Angicos.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212626
https://proceedings.science/p/212626?lang=pt-br