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

Caracterização de instâncias do problema de roteamento de veículos: desafios e oportunidades

Alessandra M. M. M. Gouvêa [1], Nuno Paulos,
Mariá C. V. Nascimento
Instituto Tecnológico de Aeronáutica (ITA)
Praça Mal. Eduardo Gomes, 50, São José dos Campos, SP, Brazil
[1] alessandragouvea@ita.br

RESUMO

Este artigo investiga a caracterização de instâncias do Problema de Roteamento de Veículos Capacitado (CVRP), com o objetivo de identificar padrões que possibilitem a escolha e configuração de metaheurísticas (MHs). Para tanto, analisamos doze conjuntos de dados presentes na biblioteca CVRPLIB, utilizando seis descritores, sendo cinco baseados em distância e o sexto no coeficiente de Hopkins. Essa análise visa investigar a heterogeneidade das instâncias CVRP presentes na literatura. A metodologia adotada por este estudo se inspira na abordagem *Instance Space Analysis* (ISA). Concluímos que o processo de caracterização das instâncias CVRP ainda necessita de aprimoramentos, especialmente em relação à especificação de descritores, isto é, a identificação do que deve ser mensurado. Fomentamos a discussão da importância da criação de novas instâncias através de um processo estruturado de modo que as instâncias geradas evidenciem os pontos fortes e fracos das MHs.

PALAVRAS CHAVE. Problema de Roteamento de Veículos Capacitado, Espaço das Instâncias, Metaheurísticas.

MH – Metaheurísticas; OC – Otimização Combinatória

ABSTRACT

This paper examines the characterization of instances of the Capacitated Vehicle Routing Problem (CVRP) to identify patterns that facilitate the selection and configuration of metaheuristics (MHs). To this end, we analyzed twelve datasets from the CVRPLIB library, utilizing six descriptors, five distance-based and one based on the Hopkins coefficient. This analysis sought to explore the heterogeneity of CVRP instances commonly used in the literature. The methodology employed in this study draws inspiration from the Instance Space Analysis (ISA) approach. We conclude that the process of characterizing CVRP instances requires further refinement, particularly in terms of the specification of descriptors, that is, the identification of what should be measured. We advocate for the creation of new instances through a structured process to ensure that the generated instances reveal the strengths and weaknesses of MHs.

KEYWORDS. Capacitated Vehicle Routing Problem, Instance Space, Metaheuristics

MH – Metaheuristics; CO – Combinatorial Optimization

https://proceedings.science/p/212297?lang=pt-br

1. Introdução

O problema de roteamento de veículos (VRP, do inglês *Vehicle Routing Problem*) é um problema amplamente estudado na pesquisa operacional [Toth e Vigo, 2002; Máximo et al., 2024]. O interesse pela solução do VRP se dá não apenas pelo seu desafio teórico, mas também por sua relevância prática na área comercial e, consequentemente, na economia moderna [Uchoa et al., 2017]. A versão mais simplista do VRP consiste em encontrar um conjunto de rotas que minimize o custo do trajeto de uma frota homogênea de veículos. Variações mais elaboradas do problema é fruto da incorporação de condições do contexto das aplicações como, por exemplo, a especificação da capacidade dos veículos da frota, a definição de janelas de tempo para entrega, a necessidade de considerar atrasos nas vias, entre outras. Em aplicações práticas, heurísticas, em particular, metaheurísticas (MH), são mais apropriadas do que métodos exatos na resolução de VRPs uma vez que as aplicações, geralmente, requerem soluções rápidas. As MHs customizadas existentes oferecem meios para que soluções razoáveis com um custo computacional reduzido sejam obtidas. A literatura é rica em MHs para a solução de diversas variantes do VRP. Entretanto, a escolha, e configuração, da técnica mais apta para a solução de uma instância do problema não é uma tarefa trivial.

As MHs se baseiam em premissas que podem se beneficiar das características da instância tratada [Wolpert e Macready, 1997; Júnior, 2011; Ferrari et al., 2014]. Pequenas alterações no tamanho ou na estrutura interna da instância são suficientes para que as soluções obtidas pela MH escolhida seja inferior ao ponto de justificar a escolha de outra [Júnior, 2011]. O atual processo de tomada de decisão a respeito da escolha e configuração de MHs é baseado desde a simples tentativa e erro à análise de sensibilidade sofisticadas. Há na literatura o interesse de inferir sobre a possível existência de padrões nas características das instâncias que rejam o comportamento das MHs. Estabelecer a relação entre as características das instâncias e a aptidão das MHs traria ao processo de tomada de decisão uma abordagem analítica tanto na escolha da MH quanto na configuração de seus parâmetros [Kärkkäinen e Rasku, 2020]. Embora exista o interesse sobre a existência de tais padrões sua identificação ainda é uma questão em aberto, principalmente no contexto dos VRPs. Rasku et al. [2016] enfatizam a escassez de descritores[1] de instâncias VRP e destaca que a grande maioria dos descritores utilizados são adaptações simplistas de descritores propostos para o problema do caixeiro viajante (TSP, do inglês *Traveling Salesman Problem*). Anos mais tarde, Rasku et al. [2019] propuseram e avaliaram um extenso conjunto de características para descrever instâncias do VRP e apontou dez, das mais de quatrocentas, como sendo características promissoras para o estabelecimento de padrões. No entanto, tal conjunto ainda está longe de corresponder às expectativas idealizadas na literatura [Kärkkäinen e Rasku, 2020].

A identificação dos padrões de características não se resume aos benefícios de um processo de tomada de decisão analítico. Conhecer a relação entre as características das instâncias e o comportamento das MHs impacta na literatura como um todo. Smith-Miles e Muñoz [2023] destacam a importância de garantir a imparcialidade do conjunto de instâncias de teste no estudo comparativo de MHs, sendo tal imparcialidade alcançada somente a partir da análise das características das instâncias que o compõe. Em outras palavras, tomar conhecimento sobre a relação entre as características das instâncias e o comportamento das MHs possibilita a seleção de instâncias que não favoreçam um método de solução em relação a outro. Tal garantia desencadeia uma série de outros benefícios para o estudo de problemas de otimização. Além de propiciar um aumento na confiabilidade de testes comparativos, a imparcialidade do conjunto de instâncias permite observar com mais clareza os pontos fortes e fracos das técnicas de solução, propicia o direcionamento dos

[1] Um descritor representa algo que tenha uma natureza que possa ser mensurada ou observada em uma instância do VRP.

esforços para elaboração de novas estratégias de solução, possibilita identificar quais regiões do universo de possíveis instâncias carecem de geradores (i.e. novos *benchmarks*), apenas para citar alguns.

Neste artigo, utilizamos seis descritores sendo um deles o coeficiente de Hopkins, um descritor, até onde sabemos, nunca utilizado no processo de caracterização de instâncias. A partir dos descritores, sete características foram calculadas com intuito de analisar doze dos quatorze conjuntos de dados estado-da-arte disponíveis na biblioteca *Capacitated Vehicle Routing Problem Library* (CVRPLIB). Nossa análise é inspirada nos trabalhos desenvolvidos por Smith-Miles e van Hemert [2011], Smith-Miles e Tan [2012] e Smith-Miles e Muñoz [2023], mas se difere ao propor estratégias de visualização e análise de dados distintas. Ao nos embasarmos nas premissas definidas por Smith-Miles e colaboradores, este artigo se distância das estratégias adotadas por Rasku. Também é válido enfatizar que este artigo avalia um conjunto de instâncias maior e mais atual do que os utilizados por Rasku et al. [2016] e Rasku et al. [2019].

O restante do artigo está organizado da seguinte forma: a Seção 2 contextualiza os tópicos abordados pelo artigo enfatizando a importância da caracterização de instâncias VRP, a Seção 3 discorre sobre os experimentos realizados e seus resultados, por fim, a Seção 4 apresenta a conclusão e fomenta discussões importantes sobre a necessidade de criação de novas instâncias.

2. Contextualização

A compreensão da necessidade e importância do processo de caracterização de instâncias VRP, bem como a consciência dos desafios a serem superados no provimento de um conjunto de características para este fim, só são devidamente alcançados a partir do entendimento de como ocorreu a introdução das instâncias VRP na literatura e de quais são os conjuntos de descritores disponíveis atualmente para o processo de caracterização. Sendo assim, a Seção 2.1 sumariza a proposta dos conjuntos de instâncias estado da arte ao longo dos anos, enquanto a Seção 2.2 apresenta os quatro principais tipos de descritores de instâncias.

2.1. Instâncias CVRP

O Problema de Roteamento de Veículos Capacitado (CVRP, do inglês *Capacitated Vehicle Routing Problem*) ocupa um papel de destaque entre as variações do problema de roteamento de veículos devido à sua relativa simplicidade. Essa variação do VRP consiste em determinar uma rota para uma frota de veículos que devem atender a uma série de clientes com demandas específicas, considerando que cada veículo possui uma capacidade de carga limitada. O objetivo é minimizar o custo total da operação, que pode ser medido em termos de distância percorrida, tempo de viagem, consumo de combustível, ou outros indicadores relevantes. Uchoa et al. [2017] descrevem o CVRP como sendo um conjunto de instâncias "natural para experimentar novas ideias" ao permitir implementações limpas e livres de conceitos mais complexos. Deste modo, é comum que os trabalhos de pesquisa se concentrem primeiramente nesta variante para, posteriormente, se bem-sucedidos, serem extrapolados para variantes com maior grau de desafio [Uchoa et al., 2017]. O conjunto de instâncias CVRP atuais foi gradualmente desenvolvido, ao longo dos anos, por diversos trabalhos de pesquisa que, ao propor ou analisar um ou mais métodos de solução, inseriam na literatura novas instâncias CVRP. Embora Dantzig e Ramser [1959] tenham proposto o VRP no final da década de cinquenta e a primeira heurística tenha sido proposta por Clarke e Wright [1964], as instâncias CVRP demoram a serem organizadas e distribuídas [Gunawan et al., 2021]. Próximo ao início dos anos 2000, Golden et al. [1998] afirmam que as instâncias CVRP mais utilizadas se resumiam em 14 problemas descritos no artigo de Christofides [1979] e, com base em tal argumento, o autor propôs o que hoje chamamos de as instâncias de Golden, um conjunto com vinte problemas CVRP.

Até meados dos anos 2000, as instâncias CVRP se resumiam em sete classes de instâncias [Uchoa et al., 2017]. Neste período, seis dessas classes, as chamadas instâncias ABEFMP, forneciam desafios legítimos aos métodos de solução propostos aquela época. As instâncias ABEFMP

são formadas por cenários com não mais do que 100 clientes em 90 dos 95 elementos. Tal conjunto, deixou de ser um *benchmark* promissor a partir do algoritmo *branch-cut-and-price* proposto por Fukasawa et al. [2006], uma vez que apenas três instâncias deixaram de ser solucionadas pelo algoritmo em questão. Mais tarde, as instâncias não solucionadas (M-n151-k12, M-n200-k16 e M-n200-k17) deixariam de ser problemas em aberto graças aos trabalhos desenvolvidos por Røpke [2012], Contardo e Martinelli [2014] e Pecin et al. [2017]. A sétima classe trata-se das instâncias de Golden et al. [1998], as mesmas contém cenários variando de 240 a 483 clientes e são conhecidas por serem excessivamente artificiais frente a aplicação reais. Seguindo tal argumentação Uchoa et al. [2017] propuseram o que alguns trabalhos denominam por instância X. Atualmente, bibliotecas como a CVRPLIB contam com algumas instâncias reais. Tais instâncias estão em menor quantidade e auxiliam a compor um conjunto de problemas que impõe desafios aos métodos de solução estado da arte atuais. Em suma, a grande maioria das instâncias disponíveis foi confeccionada por pesquisadores com base em sua percepção do CVRP. Aqui é válido destacar que mesmo a variação mais simples do VRP, i.e. o CVRP, carece de estudos que se ocupem em avaliar a qualidade do conjunto de instâncias no quesito heterogeneidade[2].

2.2. Descritores

Há na literatura ao menos quatro tipos de descritores para o VRP: distribuição de nós, árvore geradora mínima, sondagem e específicos. O primeiro tipo de descritor é baseado na distribuição de nós e definem medidas voltadas para a caracterização do posicionamento dos nós (i.e. clientes) em um plano bidimensional, para VRP tais medidas são em sua maioria a descrição estatística da matriz de distância do posicionamento dos clientes no plano. Dentro desta categoria, medidas mais sofisticadas focam na caracterização de agrupamentos (clusters), como a contagem de grupos e a distribuição de seus tamanhos. Embora ainda baseadas na distribuição dos nós, essas medidas são consideravelmente mais complexas, tendo em vista que terão de lidar com questões como a análise da distribuição dos dados, a escolha da técnica de agrupamento e eventuais definições de parâmetros, entre outras questões. As medidas de agrupamento são justificadas na literatura pelo fato de algumas heurísticas considerarem a existência de grupos como estratégia [Rasku et al., 2016]. Embora exista certo consenso sobre a importância de caracterizar os agrupamentos, não há um apontamento claro sobre qual medida é de fato promissora para o processo de caracterização. O segundo tipo de descritor é baseado em árvore geradora mínima, aqui os clientes definem um grafo completamente conectado e as medidas se resumem no cálculo de momentos estatísticos para a distribuição dos custos das arestas e dos graus dos nós da árvore geradora mínima correspondente. O terceiro teve seu uso desaconselhado por Smith-Miles e van Hemert [2011] devido a sua complexidade computacional, tendo em vista que a sondagem se resume a uma tentativa de solucionar a instância sob análise através da execução de algum método por algum tempo ou etapas predefinidas, contudo autores como Hutter et al. [2014], Pihera e Musliu [2014] e Rasku et al. [2016] apontam medidas desde descritor como tendo alta capacidade de caracterização. O último tipo se resume em considerar informações específicas do contexto do enunciado do VRP como, por exemplo, medidas sobre a distribuição da capacidade dos veículos, localização do depósito, distribuição de demandas, entre outros. Atualmente, os trabalhos desenvolvidos por Rasku e colaboradores configuram o estado da arte do processo de caracterização de VRPs, no entanto os trabalhos são limitados ao contexto de heurísticas, sendo assim, as conclusões sobre a performance de cada descritor pode não ser válida para MHs.

[2]Um conjunto de instâncias é dito heterogêneo se os elementos que o compõem apresentam características estruturais distintas, as quais poderão impor diferentes níveis de desafios às MHs.

3. Experimentos Computacionais

A preocupação com a heterogeneidade das instâncias estado da arte (i.e. *benchmarks*) não é uma preocupação presente somente no contexto dos problemas de roteamento. Smith-Miles e Muñoz [2023] estenderam esta preocupação a uma gama de outros cenários. Em trabalhos anteriores Smith e colaboradores estabeleceram uma metodologia denominada por *Instance Space Analysis* (ISA). O ISA foi desenvolvido para auxiliar a avaliação das tomadas de decisões em relação a seleção dos elementos que possam vir a compor um conjunto heterogêneo de instâncias. A metodologia consiste em mapear os elementos no espaço Euclidiano de modo que o posicionamento das instâncias no espaço denote o grau de semelhança das instâncias com base no conjunto de características que as descrevem. A partir deste mapeamento, denominado por espaço das instâncias, entidades visuais (e.g. cores) são introduzidas para evidenciar as regiões em que determinada MH apresenta bom desempenho (i.e. *footprint*). Sendo assim, o ISA oferece uma ferramenta visual que permite a análise da heterogeneidade do conjunto com base na capacidade discriminatória das características utilizadas para descrever as instâncias deste conjunto. Na prática, o ISA auxilia não apenas na avaliação da heterogeneidade de conjuntos destinados a estudos comparativos de métodos de solução, mas proporciona meios para conduzir o processo de criação de novas instâncias. A adoção do ISA tanto na seleção como na criação de novas instâncias está presente na literatura em trabalhos recentes como Jooken et al. [2022], Alipour et al. [2023] e Lechien et al. [2023], apenas para citar alguns. Este artigo se inspira no conceito de espaço de instância e *footprint* para analisar a heterogeneidade de doze conjuntos de instâncias CVRP disponíveis na biblioteca CVRPLIB. Esperamos fomentar a discussão sobre a necessidade da criação de novas instâncias através de um processo que propicie o direcionamento de pesquisas voltadas ao aprimoramento das MHs existentes ou criação de novas, destacando que tal tarefa está longe de ser trivial.

3.1. Conjunto de Dados Benchmark

Este artigo faz uso de doze dos quatorze conjuntos de instâncias disponíveis na CVRPLIB, são eles: as instâncias de Christofides [1979] denominadas por instâncias CMT, os conjuntos ABEFMP, as instâncias de Rochat and Taillard denominadas instâncias Tai, as instâncias de Golden, as instâncias de Li, as instâncias de Uchoa e colaboradores denominadas instâncias X e as instâncias de Arnold, Gendreau e Sörensen, as quais são referidas como instâncias XXL devido ao seu elevado número de clientes em comparação com os demais conjuntos. A Tabela 1 apresenta um resumo das características de cada um desses conjuntos.

Para cada instância calculamos: a variância da distribuição de distância do posicionamento dos clientes, a variância da distribuição de distância do posicionamento dos clientes ao depósito, os centroides com base no posicionamento das cidades e ignorando o posicionamento do depósito, a variância da distribuição de distância do posicionamento dos clientes ao centroide, a fração de distâncias distintas da matriz de distância do posicionamento dos clientes com duas casas de precisão, o número de clientes e o coeficiente de Hopkins. Com exceção do posicionamento do centroide, todos os demais são utilizados como medidas de caracterização das instâncias em estudo. A Tabela 2 apresenta a média e o desvio padrão de cada medida de caracterização considerando os conjuntos analisados.

Destacamos que adotamos a medida de variância da distribuição de distância entre cidades, e estendemos as demais distribuições de distância, devido à simplicidade de cálculo e o fato de tal medida ter sido correlacionada com o conceito de transição de fase entre instâncias fáceis e difíceis no contexto do TSP por Ridge e Kudenko [2007] e [Smith-Miles e van Hemert, 2011]. O mesmo é válido para o cálculo da fração de distâncias distintas da matriz de distância do posicionamento das cidades conforme alegado por Zhang e Korf [1996] e [Smith-Miles e van Hemert, 2011].

Conjunto	Instâncias	Máximo	Mínimo
CMT	14	200	51
A	27	80	32
B	23	78	31
E	11	101	22
F	3	135	45
M	5	200	101
P	24	101	16
Tai	13	386	76
Golden	20	484	201
Li	12	1201	561
X	100	1001	101
XXL	10	30001	3001

Tabela 1: Descrição do conjunto de instâncias, da esquerda para direita, nome do conjunto, número instâncias dos conjuntos, número máximo e mínimo de nós.

	Distância entre cidades e						**Fração de**			
	cidades		**depósito**		**centroid**		**dist. Cidades**		**Hopkins**	
Conjunto	**Média**	**SD**	**Média**	**SD**	**Média**	**SD**	**Média**	**SD**	**Média**	**SD**
A	0,063	0,006	0,056	0,018	0,021	0,004	0,114	0,056	0,474	0,04
B	0,082	0,023	0,048	0,018	0,02	0,009	0,097	0,044	0,776	0,064
E	0,03	0,02	0,013	0,008	0,012	0,008	0,061	0,044	0,405	0,1
F	0,267	0,207	0,139	0,114	0,118	0,079	0,089	0,069	0,755	0,069
M	0,049	0,015	0,033	0,039	0,014	0,003	0,012	0,006	0,583	0,17
P	0,034	0,011	0,017	0,005	0,013	0,004	0,122	0,107	0,375	0,03
CMT	0,049	0,012	0,03	0,031	0,015	0,004	0,027	0,025	0,504	0,179
Tai	0,182	0,067	0,097	0,044	0,078	0,04	0,039	0,025	0,787	0,074
Golden	0,164	0,06	0,094	0,048	0,067	0,022	0,003	0,002	0,497	0,142
Li	0,15	0,004	0,083	0	0,083	0	0,001	0	0,559	0,048
X	0,063	0,017	0,049	0,03	0,02	0,006	0,004	0,005	0,596	0,117
XXL	0,029	0,008	0,02	0,01	0,015	0,002	0	0	0,874	0,094

Tabela 2: Média e desvio padrão (sd) das medidas de caracterização das instâncias por conjunto.

Finalmente, a utilização do coeficiente de Hopkins é uma das contribuições deste trabalho para a caracterização de instâncias de CVRP. A relevância desta medida reside no fato de que a estrutura espacial dos clientes, especialmente sua tendência de aglomeração, impacta diretamente a performance de muitas metaheurísticas. Algoritmos que empregam estratégias de cluster-first, route-second, por exemplo, são naturalmente sensíveis a essa característica: seu desempenho tende a ser superior em instâncias com clientes agrupados (alto coeficiente de Hopkins) e inferior em instâncias com clientes dispersos (baixo coeficiente de Hopkins), conforme apontado por Rasku et al. [2016].

Para quantificar essa propriedade, o coeficiente de Hopkins se apresenta como uma ferramenta ideal. Ele é uma medida estatística que indica a probabilidade de os dados formarem clusters

distintos em comparação com uma distribuição aleatória, assumindo valores entre 0 (distribuição aleatória) e 1 (alta tendência de aglomeração). Sua adoção como descritor é vantajosa por oferecer uma métrica quantitativa e direta dessa característica estrutural fundamental, evitando a complexidade computacional de se executar algoritmos de clustering como um passo de pré-processamento, uma abordagem que está em linha com as discussões de Smith-Miles e van Hemert [2011].

3.1.1. Definição da Estrutura Relacional de Instâncias em Grafos

Dado o conjunto com sete variáveis (i.e. características), cada um dos 262 objetos de dados (i.e. instâncias) foram representados como nós, cujas arestas foram estabelecidas com base no coeficiente de similaridade de Jaccard (maior que 0.5). Ao modelar o conjunto por meio de um grafo temos a possibilidade de avaliar o conjunto de dados no contexto de detecção de comunidades. As estruturas de comunidade são decorrentes da distribuição das arestas de modo concentrado em um conjunto de vértices, o que denota a similaridade entre os vértices e indica o compartilhamento de uma propriedade comum que os difere dos demais vértices da rede. No contexto deste artigo, propicia a análise de agrupamento das instâncias. A análise de agrupamento dos dados referente a caracterização das instâncias é uma forma comum de avaliar a capacidade descritiva e discriminatória do conjunto de características adotado. Note que nós conduzimos esta análise por meio de conceitos e técnicas pertinentes à Teoria de Redes Complexas. Em particular, adotamos a análise de comunidades por método de força, mais precisamente o modelo LinLog. Tal modelo foi proposto por Noack [2003] e é conhecido na literatura de Redes Complexas por permitir um mapeamento do grafo no espaço Euclidiano bidimensional de modo que o posicionamento dos vértices denota não apenas a similaridade entre eles, mas também possibilita a análise topológica do grafo por inspeção visual [Gouvêa et al., 2021]. É válido destacar que o modelo propicia a análise de estruturas de comunidade de modo tão preciso quanto os métodos estado da arte [Gouvêa et al., 2022], bem como o fato de que a adoção de tal abordagem vai de encontro às premissas estabelecidas pelo ISA.

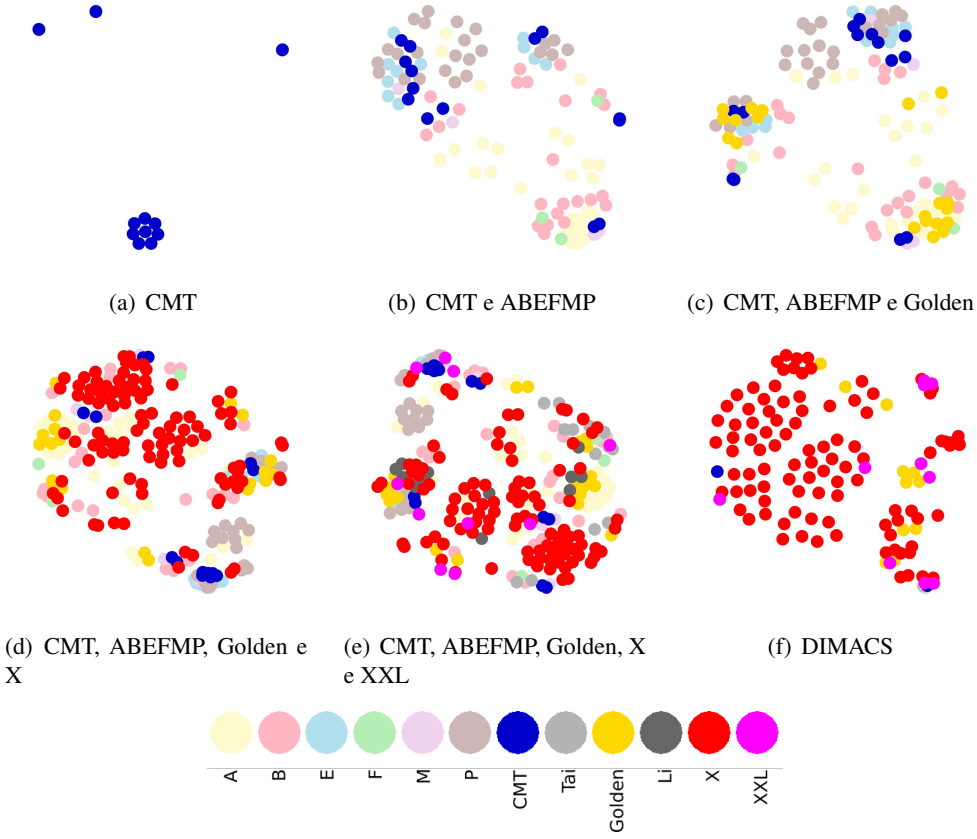
Por fim, cabe aqui mencionar que, em 2022, o *Center for Discrete Mathematics and Theoretical Computer Science* (DIMACS) promoveu um desafio em roteamento de veículos, reunindo grupos de pesquisa que têm trabalho nesse problema mais intensamente. Em particular, visando o CVRP, dezesseis grupos participaram. Neste evento um subconjunto das instâncias aqui analisadas foram utilizadas. O DIMACS disponibilizou os dados de desempenho obtidos por cada equipe participante. Neste artigo, utilizamos tais dados da primeira fase desta competição para avaliar a relação características sob análise e o desempenho das MHs de alta performance. Vale destacar que esses algoritmos foram executados em máquinas distintas e que a segunda fase classificou os times de forma distinta ao se realizar experimentos na mesma máquina.

Para analisar o desempenho dos algoritmos, utilizamos a métrica oficial do desafio DIMACS: a integral primal (*primal integral*), proposta por Berthold Berthold [2013]. Diferentemente de métricas que avaliam apenas a qualidade da solução final, a integral primal mede a performance de um algoritmo ao longo de todo o tempo de execução. Conceitualmente, ela representa a área sob a curva do gráfico onde o eixo Y é a qualidade da melhor solução encontrada (limite primal) e o eixo X é o tempo.

Desta forma, um algoritmo que encontra boas soluções rapidamente e as aprimora de forma consistente terá uma integral primal maior, sendo considerado superior em termos de desempenho “a qualquer momento”. Nas visualizações da Figura 2, um valor de integral primal (PI) mais alto, representado por cores mais escuras, indica um melhor desempenho do algoritmo para aquela instância específica.

3.2. Resultados

A Figura 1 exibe o espaço das instâncias gerado progressivamente, adicionando-se diferentes conjuntos de benchmarks. É fundamental notar que a visualização é gerada pelo modelo



(a) CMT (b) CMT e ABEFMP (c) CMT, ABEFMP e Golden

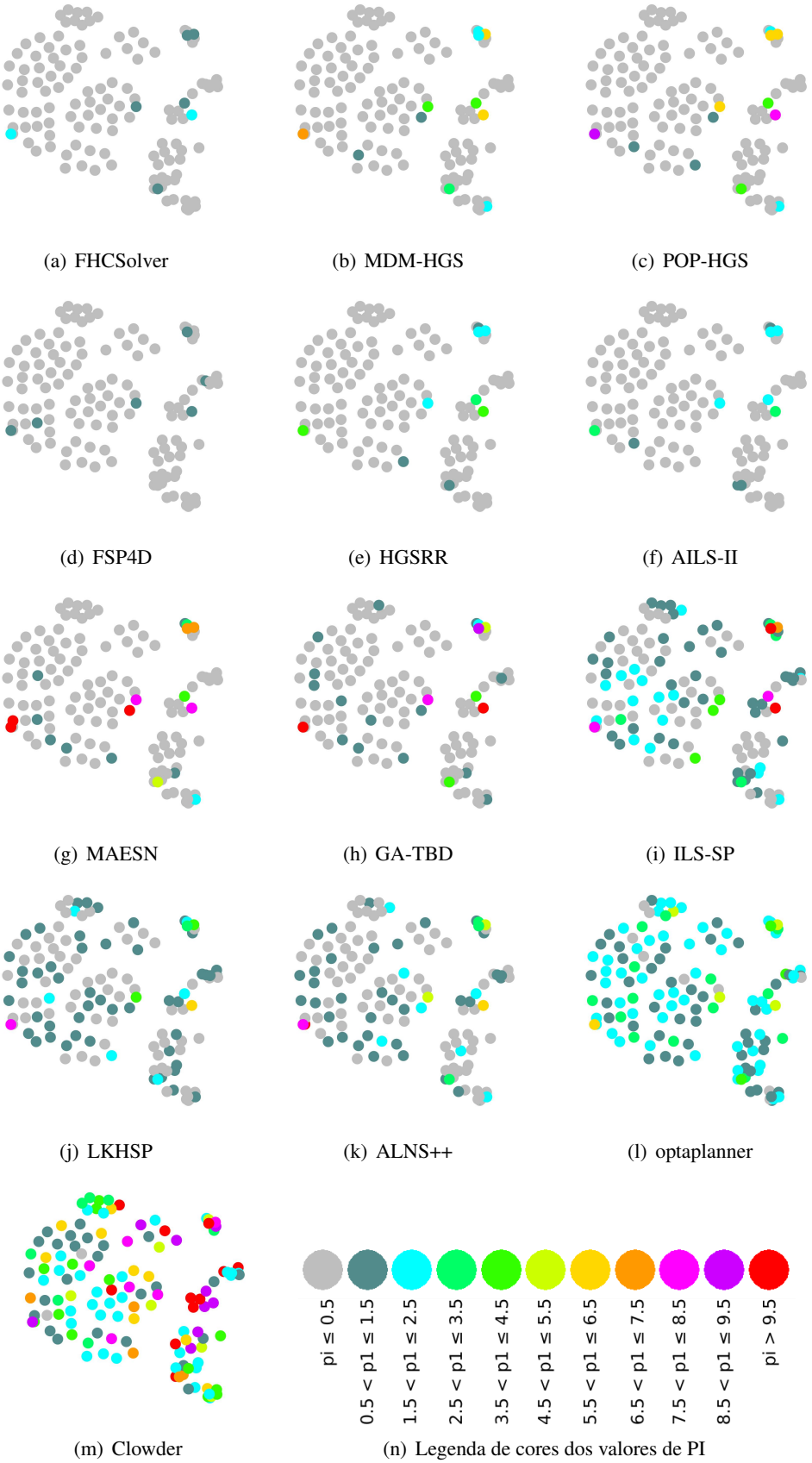
(d) CMT, ABEFMP, Golden e X (e) CMT, ABEFMP, Golden, X e XXL (f) DIMACS

(g) Legenda de cores dos conjuntos de instâncias

Figura 1: Espaço das instâncias

LinLog Noack [2003], um algoritmo de layout baseado em força. Nesses algoritmos, a posição de cada nó (instância) é determinada pelas suas relações de similaridade com todos os outros nós no grafo. Consequentemente, ao adicionar um novo conjunto de instâncias (e.g., passando da Figura 1(a) para a 1(b)), o grafo inteiro é recalculado. Isso altera o equilíbrio de forças do sistema, resultando em um novo layout onde as posições absolutas e a orientação do grafo podem mudar. Portanto, a análise não deve se basear na posição absoluta de um ponto entre as diferentes subfiguras, mas sim na estrutura relativa, na formação de clusters e nas lacunas que surgem ou são preenchidas dentro do espaço de instâncias a cada etapa. Dito isto, as imagens da Figura 1 são organizadas da esquerda para a direita e de cima para baixo de modo a que a Figura 1(a) exibe o espaço das instâncias do conjunto CMT, a Figura 1(b) exibe o espaço das instâncias considerando os conjuntos CMT e ABEFMP. A Figura 1(c) apresenta a visualização do CMT, ABEFMP e Golden, enquanto a Figura 1(d) apresenta as instâncias CMT, ABEFMP, Golden e as instâncias X. A Figura 1(e) representa o espaço de instâncias de todos os conjuntos analisados. Por fim, a Figura 1(g) exibe o espaço das instâncias utilizadas no desafio desenvolvido pelo DIMACS em 2022, um subconjunto das instâncias exibidas na Figura 1(e) (observe o zoom rotacionado do canto inferior direito).

A coleção de imagens exibidas na Figura 1 nos permite observar que, ao longo dos anos, o processo de geração de instâncias se ocupou em preencher as lacunas entre as instâncias, isto é, introduziu pontos em regiões do espaço Euclideano, onde não haviam instâncias mapeadas. No entanto, com base nas medidas consideradas, não é possível observar a introdução de instâncias que



(a) FHCSolver (b) MDM-HGS (c) POP-HGS

(d) FSP4D (e) HGSRR (f) AILS-II

(g) MAESN (h) GA-TBD (i) ILS-SP

(j) LKHSP (k) ALNS++ (l) optaplanner

(m) Clowder (n) Legenda de cores dos valores de PI

Figura 2: Exemplo de figuras lado a lado

escapem da barreira delineada pelas primeiras instâncias da literatura, o conjunto CMT. Note que mesmo na Figura 1(e) é possível visualizar instâncias CMT nas bordas do espaço de características. Além disso, a análise visual da Figura 1(g) nos permite observar a existência de duas estruturas de comunidades, na qual a estrutura mais a esquerda poderia ser subdividida em seis subestruturas de comunidade e a estrutura mais a direita em três subestruturas de comunidades.

Em um cenário ideal, é esperado que os valores de performance dos métodos de solução se organizem em determinadas regiões do espaço de instâncias, de modo que valores de baixa performance se concentrem em regiões específicas, no caso deste estudo em estruturas de comunidade. A Figura 2, no entanto não trás tal cenário. Em comparação com a Figura 1(f) a Figura 2 exibe o espaço das instâncias utilizadas pelo DIMACS, mas determina a cor de cada ponto com base no valor da integral primal, isto é, uma medida proposta por Berthold [2013], utilizada para o cálculo de aptidão de cada método de solução das equipes participantes do desafio e disponibilizada pelo evento. As imagens são organizadas da direita para esquerda e de cima para baixo levando em consideração a classificação da equipe responsável pelo método de solução na primeira fase da competição, ou seja, a Figura 2(a) apresenta a distribuição dos valores da integral primal da equipe com melhor desempenho e a Figura 2(m) representa a distribuição dos valores da integral primal para o último classificado para a segunda fase do desafio. Embora não seja possível identificar aglomerados de instâncias que revelem a baixa performance dos métodos de solução analisados, existe um consenso sobre a existência de instâncias que apresentam desafios a tais métodos. Tal fato, é observado com facilidade nas Figuras 2(a) à 2(g).

4. Conclusão e Pesquisas Futuras

Este estudo investigou a heterogeneidade de *benchmarks* do Problema de Roteamento de Veículos Capacitado (CVRP) utilizando uma abordagem inovadora que combina análise do espaço de instâncias a técnicas oriundas da Teoria de Redes Complexas. A saber, utilizamos doze conjuntos de dados disponíveis na biblioteca CVRPLIB. Adotamos tal conjunto, pois para eles é conhecida uma medida da performance de metaheurísticas de última geração, graças aos dados disponibilizados pelo evento organizado pelo DIMACS 2022. A saber, a análise do espaço de instâncias dos doze conjuntos de dados foi conduzida utilizando seis descritores e geração de redes complexas pelo uso do coeficiente de Jaccard (maior que 0.5). O modelo LinLog foi empregado para visualização do espaço de instâncias, análise e detecção de comunidades.

Os resultados apontam a existência de duas estruturas de comunidades, sugerindo que as instâncias analisadas podem ser agrupadas em conjuntos com características semelhantes a partir dos descritores utilizados. No entanto, nossa análise evidencia a necessidade de aprimorar o processo de caracterização de instâncias CVRP, principalmente em relação à identificação do que deve ser mensurado. Além disso, este artigo incentiva o desenvolvimento de novos conjuntos de dados ao fomentar a discussão sobre a utilização de um processo estruturado para criação de instâncias. Defendemos que o ISA oferece mecanismos necessários para estruturar tal processo, uma vez que este pode guiar as decisões sobre quais instâncias a literatura ainda carece, em outras palavras o ISA pode guiar o preenchimento de regiões vazias do espaço de instâncias visando impulsionar avanços na pesquisa de problemas de roteamento. Por fim, a presente pesquisa destaca a importância da caracterização de instâncias CVRP como um passo fundamental para o desenvolvimento de metaheurísticas mais eficazes para este problema de otimização.

Agradecimentos

Os autores agradecem o apoio financeiro da FAPESP (2022/16276-4, 2022/05803-3, 2013/07375-0) e do CNPq (403735/2021-1; 309385/2021-0).

Referências

Alipour, H., Muñoz, M. A., e Smith-Miles, K. (2023). Enhanced instance space analysis for the maximum flow problem. *European Journal of Operational Research*, 304(2):411–428.

Berthold, T. (2013). Measuring the impact of primal heuristics. *Operations Research Letters*, 41 (6):611–614.

Christofides, N. (1979). The vehicle routing problem. *Combinatorial optimization*.

Clarke, G. e Wright, J. W. (1964). Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Operations research*, 12(4):568–581.

Contardo, C. e Martinelli, R. (2014). A new exact algorithm for the multi-depot vehicle routing problem under capacity and route length constraints. *Discrete Optimization*, 12:129–146.

Dantzig, G. B. e Ramser, J. H. (1959). The truck dispatching problem. *Management science*, 6(1): 80–91.

Ferrari, D. G. et al. (2014). Seleção de algoritmos para a tarefa de agrupamento de dados: uma abordagem via meta-aprendizagem.

Fukasawa, R., Longo, H., Lysgaard, J., Aragão, M. P. d., Reis, M., Uchoa, E., e Werneck, R. F. (2006). Robust branch-and-cut-and-price for the capacitated vehicle routing problem. *Mathematical programming*, 106:491–511.

Golden, B. L., Wasil, E. A., Kelly, J. P., Chao, I., et al. (1998). The impact of metaheuristics on solving the vehicle routing problem: algorithms, problem sets, and computational results. In *Fleet management and logistics*, p. 33–56. Springer.

Gouvêa, A. M., da Silva, T. S., Macau, E. E., e Quiles, M. G. (2021). Force-directed algorithms as a tool to support community detection. *The European Physical Journal Special Topics*, 230(14): 2745–2763.

Gouvêa, A. M., Rubido, N., Macau, E. E., e Quiles, M. G. (2022). Importance of numerical implementation and clustering analysis in force-directed algorithms for accurate community detection. *Applied Mathematics and Computation*, 431:127310.

Gunawan, A., Kendall, G., McCollum, B., Seow, H.-V., e Lee, L. S. (2021). Vehicle routing: Review of benchmark datasets. *Journal of the Operational Research Society*, 72(8):1794–1807.

Hutter, F., Xu, L., Hoos, H. H., e Leyton-Brown, K. (2014). Algorithm runtime prediction: Methods & evaluation. *Artificial Intelligence*, 206:79–111.

Jooken, J., Leyman, P., e De Causmaecker, P. (2022). A new class of hard problem instances for the 0–1 knapsack problem. *European Journal of Operational Research*, 301(3):841–854.

Júnior, L. O. R. (2011). *Seleção automática de heurísticas para alguns problemas da otimização combinatória*. PhD thesis, Universidade Federal do Rio de Janeiro.

Kärkkäinen, T. e Rasku, J. (2020). Application of a knowledge discovery process to study instances of capacitated vehicle routing problems. *Computation and big data for transport: digital innovations in surface and air transport systems*, p. 77–102.

Lechien, T., Jooken, J., e De Causmaecker, P. (2023). Evolving test instances of the hamiltonian completion problem. *Computers & Operations Research*, 149:106019.

Máximo, V. R., Cordeau, J.-F., e Nascimento, M. C. (2024). Ails-ii: An adaptive iterated local search heuristic for the large-scale capacitated vehicle routing problem. *INFORMS Journal on Computing*, 36(4):974–986.

Noack, A. (2003). An energy model for visual graph clustering. In *International symposium on graph drawing*, p. 425–436. Springer.

Pecin, D., Pessoa, A., Poggi, M., e Uchoa, E. (2017). Improved branch-cut-and-price for capacitated vehicle routing. *Mathematical Programming Computation*, 9:61–100.

Pihera, J. e Musliu, N. (2014). Application of machine learning to algorithm selection for tsp. In *2014 IEEE 26th International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, p. 47–54. IEEE.

Rasku, J., Kärkkäinen, T., e Musliu, N. (2016). Feature extractors for describing vehicle routing problem instances. In *OASICS*. Dagstuhl Publishing.

Rasku, J., Musliu, N., e Kärkkäinen, T. (2019). Feature and algorithm selection for capacitated vehicle routing problems. *Toward Automatic Customization of Vehicle Routing Systems*, 129.

Ridge, E. e Kudenko, D. (2007). An analysis of problem difficulty for a class of optimisation heuristics. In *European Conference on Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization*, p. 198–209. Springer.

Røpke, S. (2012). Branching decisions in branch-and-cut-and-price algorithms for vehicle routing problems. *Presentation in Column Generation*, 2012.

Smith-Miles, K. e Muñoz, M. A. (2023). Instance space analysis for algorithm testing: Methodology and software tools. *ACM Computing Surveys*, 55(12):1–31.

Smith-Miles, K. e Tan, T. T. (2012). Measuring algorithm footprints in instance space. In *2012 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, p. 1–8. IEEE.

Smith-Miles, K. e van Hemert, J. (2011). Discovering the suitability of optimisation algorithms by learning from evolved instances. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 61(2): 87–104.

Toth, P. e Vigo, D. (2002). *The vehicle routing problem*. SIAM.

Uchoa, E., Pecin, D., Pessoa, A., Poggi, M., Vidal, T., e Subramanian, A. (2017). New benchmark instances for the capacitated vehicle routing problem. *European Journal of Operational Research*, 257(3):845–858.

Wolpert, D. H. e Macready, W. G. (1997). No free lunch theorems for optimization. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 1(1):67–82.

Zhang, W. e Korf, R. E. (1996). A study of complexity transitions on the asymmetric traveling salesman problem. *Artificial Intelligence*, 81(1-2):223–239.

https://proceedings.science/p/212297?lang=pt-br