



Centro Universitário do Distrito Federal

Curso de Ciência da Computação –
Computabilidade e Complexidade de Algoritmos

PROBLEMA DO CAIXEIRO-VIAJANTE E ALGORITMO RESOLUÇÃO

Eduardo Sakae Yasuda, Fernando Rodrigues Leite Soares, Juan Pablo Rocha de Souza e Marcos Hamilton Barbosa Morato.

PROBLEMA DO CAIXEIRO-VIAJANTE E ALGORITMO RESOLUÇÃO

Trabalho estilo: Monografia apresentada a UDF Centro Universitário como parte de uma apresentação somente para fins didáticos.

Professor Orientador: Kadidja Valeria Reginaldo de Oliveira

RESUMO

O presente artigo tem como o objetivo apresentar de modo sintetizado e claro os métodos e passos a serem usados para que se tenha um ótimo desempenho. Referente ao tema, o objetivo geral deste trabalho é apresentar um algoritmo capaz de solucionar o problema do Caixeiro Viajante

O Problema do Caixeiro Viajante (PCV) é um desafio fundamental em otimização combinatória, onde o objetivo é determinar a rota mais curta para um viajante visitar um conjunto de cidades e retornar à cidade de origem. Neste trabalho, apresentamos uma abordagem híbrida que combina o Algoritmo do Vizinho Mais Próximo com o Algoritmo de Otimização por Enxame de Partículas (PSO) para resolver o PCV. Essa abordagem busca explorar tanto as estratégias de exploração local quanto global para melhorar a eficiência e a qualidade das soluções obtidas.

Na metodologia criada, um enxame de partículas é inicializado, representando diferentes rotas possíveis. Cada partícula é avaliada com base na distância total percorrida. O Algoritmo do Vizinho Mais Próximo é aplicado a uma partícula selecionada para melhorias locais na rota. A exploração global é incentivada mantendo registros do Melhor Global (GBest) e Melhores Pessoais (PBest). A abordagem combina a exploração local intensiva com a exploração global do PSO, equilibrando os benefícios de ambas as estratégias.

Nossos experimentos demonstraram que a abordagem híbrida é eficaz na obtenção de soluções de alta qualidade em um tempo menor do que o PSO puro. Ela oferece uma nova perspectiva para a resolução do PCV, destacando a aplicação prática de conceitos de "Computabilidade e Complexidade de Algoritmos". Ao unir as estratégias de otimização, a metodologia híbrida destaca a interação entre a complexidade de tempo e espaço, abrindo portas para a resolução eficaz de desafios combinatórios complexos.

Palavras-chave: Problema do Caixeiro Viajante, Algoritmo do Vizinho Mais Próximo, Otimização por Enxame de Partículas, Exploração Local, Exploração Global, Computabilidade e Complexidade de Algoritmos.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	4
1.1	Revisão da Literatura	4
2	Algoritmo do Vizinho Mais próximo (KNN)	5
2.1	Características Fundamentais do KNN	5
2.2	Mecanismo de Decisão	5
2.3	Escolha do Parâmetro K	6
3	Algoritmo de Otimização por Enxame de Partículas (Particle Swarm Optimization - PSO)	6
3.1	Princípios do PSO	6
3.2	Componentes do Movimento	7
3.3	Aplicações e Eficiência	7
3.4	Desafios e Limitações	7
4	METODOLOGIA	7
4.1	Passo-a-passo	8
4.2	Vantagens	9
4.3	Desvantagens	10
5	RESULTADOS	10
6	DISCUSSÃO	11
7	CONCLUSÃO	12
8	NOME E RGM	13
	REFERÊNCIAS	14

1 INTRODUÇÃO

O estudo de problemas de otimização combinatória desempenha um papel crucial na ciência da computação e na busca por soluções eficientes em diversas áreas. Um dos desafios mais icônicos nesse campo é o Problema do Caixeiro Viajante (PCV), que consiste em encontrar a rota mais curta que um caixeiro viajante deve percorrer para visitar um conjunto de cidades uma única vez e retornar à cidade de partida. A importância do PCV transcende sua aplicação prática em logística e planejamento, uma vez que suas características intrinsecamente complexas fornecem insights sobre a computabilidade e a complexidade dos algoritmos. O PCV é um dos problemas fundamentais que desafiam a eficiência e a adaptabilidade de algoritmos em cenários reais e, como tal, serve como uma lente através da qual podemos compreender as nuances dos algoritmos de otimização.

Neste contexto, este trabalho apresenta uma abordagem inovadora e híbrida para abordar o PCV, denominado "Algoritmo Híbrido" (AH). A proposta principal da AH é a combinação de duas estratégias distintas de otimização: o tradicional Algoritmo do Vizinho Mais Próximo e o moderno Algoritmo de Otimização por Enxame de Partículas (PSO). Esta abordagem busca não apenas superar as limitações individuais desses algoritmos, mas também explorar as sinergias entre as estratégias de exploração local e global, alavancando o entendimento fornecido pelo campo de "Computabilidade e Complexidade de Algoritmos".

1.1 Revisão da Literatura

A literatura em otimização aborda o PCV com uma variedade de abordagens, desde heurísticas simples até técnicas avançadas de otimização global. O Algoritmo do Vizinho Mais Próximo é uma abordagem clássica que, embora intuitiva, muitas vezes não alcance a solução ótima devido à sua natureza gulosa. Sua escolha de cidades com base na proximidade imediata pode levar a soluções sub ótimas em casos complexos. Por outro lado, o PSO, inspirado em comportamentos de enxames naturais, demonstrou eficácia em problemas de otimização global. A combinação desses algoritmos em um contexto híbrido, como a abordagem AH, oferece a

oportunidade de aproveitar as forças de ambos, criando uma abordagem mais abrangente e adaptável.

2 Algoritmo do Vizinho Mais próximo (KNN)

O Algoritmo do Vizinho Mais Próximo, conhecido como KNN, é um método de aprendizado de máquina amplamente utilizado, pertencente à categoria de aprendizado supervisionado. Sua aplicação principal encontra-se em tarefas de classificação e regressão, destacando-se por sua simplicidade e eficácia.

2.1 Características Fundamentais do KNN

O KNN é caracterizado como um algoritmo baseado em instância, operando diretamente sobre o conjunto de dados de treinamento sem a necessidade de um modelo explícito. A classificação de um novo ponto de dados é realizada através da análise dos 'k' vizinhos mais próximos no espaço de características. A determinação da proximidade é comumente efetuada utilizando a métrica da distância euclidiana, embora outras medidas possam ser empregadas conforme a especificidade do problema.

2.2 Mecanismo de Decisão

Na classificação, o KNN atribui a classe com base na maior frequência entre as classes dos vizinhos mais próximos. Esse processo de votação majoritária permite que o algoritmo faça inferências estatísticas sobre a classe mais provável para o ponto em análise. Em contextos de regressão, o KNN estima o valor de saída pela média dos valores dos vizinhos mais próximos.

2.3 Escolha do Parâmetro K

A seleção do parâmetro 'K' é crucial para o desempenho do algoritmo. Um 'K' muito baixo pode tornar o algoritmo excessivamente sensível ao ruído, enquanto um 'K' elevado pode levar a uma generalização excessiva, suavizando os limites de decisão.

2.4 Limitações e Desafios

O KNN pode apresentar desafios significativos em termos de eficiência computacional, especialmente em conjuntos de dados de grande escala, devido ao cálculo de distâncias necessário. Além disso, o algoritmo é sensível à escala das características e pode ser prejudicado pela presença de atributos irrelevantes ou redundantes.

3 Algoritmo de Otimização por Enxame de Partículas (Particle Swarm Optimization - PSO)

O Algoritmo de Enxame de Partículas, conhecido como PSO, é uma técnica de otimização baseada em população, inspirada no comportamento social de bandos de pássaros ou cardumes de peixes. Este método é utilizado para encontrar soluções aproximadas em problemas de otimização complexos.

3.1 Princípios do PSO

No PSO, um "enxame" de partículas é inicializado aleatoriamente no espaço de busca. Cada partícula representa uma possível solução para o problema de otimização. As partículas se movem pelo espaço de busca, ajustando suas posições com base em suas próprias experiências e nas dos vizinhos.

3.2 Componentes do Movimento

O movimento de cada partícula é influenciado principalmente por três componentes: a posição atual, a melhor posição encontrada pela própria partícula (cognição pessoal), e a melhor posição encontrada por qualquer partícula no enxame (cognição social). A interação destes componentes guia o enxame para áreas promissoras do espaço de busca.

3.3 Aplicações e Eficiência

O PSO é notável por sua simplicidade e capacidade de encontrar soluções de boa qualidade rapidamente, sendo aplicável em uma variedade de campos, como otimização de redes, problemas de alocação e design de sistemas.

3.4 Desafios e Limitações

Apesar de suas vantagens, o PSO pode enfrentar dificuldades em problemas com espaços de busca muito irregulares ou multidimensionais. Há também o risco de convergência prematura, onde o enxame pode se estagnar em um ótimo local em vez de buscar um ótimo global.

4 METODOLOGIA

A metodologia do AH é concebida para unir as estratégias de otimização local e global de maneira harmoniosa. Inicialmente, um enxame de partículas é gerado, cada uma representando uma possível rota. A avaliação das rotas leva em consideração a distância total percorrida. A integração do Algoritmo do Vizinho Mais Próximo permite aprimorar localmente uma partícula selecionada, corrigindo eventuais deficiências nas soluções. A exploração global é estimulada pelo rastreamento das melhores soluções globais e pessoais. A interação entre os componentes locais e globais proporciona um equilíbrio entre exploração e intensificação, ressaltando a interconexão dos conceitos abordados na disciplina "Computabilidade e Complexidade de Algoritmos".

4.1 Passo-a-passo

Imagine que estamos enfrentando o desafio de planejar uma viagem para um caixeiro viajante que precisa visitar várias cidades e voltar para casa, cobrindo a menor distância possível. A abordagem híbrida (AB) é uma estratégia inovadora que combina dois métodos diferentes para encontrar a melhor rota possível.

1. Inicialização:

- a. Começamos criando um grupo de soluções possíveis para a viagem. Cada solução é como uma rota que o caixeiro pode seguir.
- b. Cada solução começa em uma cidade aleatória. Essas cidades podem ser imaginadas como pontos em um mapa.

2. Avaliação:

- a. Agora, avaliamos cada rota para ver quão longa ela é. Isso significa calcular a distância total que o caixeiro viajante percorreria seguindo essa rota.

3. Melhor Global e Melhores Pessoais:

- a. Mantemos uma nota de rota mais curta que encontramos até agora. Isso é chamado de “Melhor Global” (GBest).
- b. Também guardamos as rotas mais curtas encontradas por cada solução individualmente. Isso é chamado de “Melhor Pessoal” (PBest) para cada solução.

4. Algoritmo do Vizinho Mais Próximo

- a. Selecionamos aleatoriamente uma das rotas (soluções) para tentar melhorá-la.
- b. Começamos em uma cidade aleatória e, em cada etapa, escolhemos a cidade mais próxima que ainda não visitamos.
- c. Continuamos escolhendo as cidades mais próximas até que todas as cidades sejam visitadas. Isso nos dá uma nova rota.

5. Atualização do Enxame:

- a. Comparamos a nova rota que encontramos usando o Algoritmo do Vizinho Mais Próximo com a rota original da solução que escolhemos.
- b. Se a nova rota for mais curta, substituímos a rota original pela nova.

6. Atualização Global e Melhores Pessoais:

- a. Se a nova rota que encontramos for melhor do que a Melhor Global (GBest), atualizamos a GBest.
- b. Também atualizamos o PBest para cada solução com base nas rotas que elas têm agora.

7. Movimento do Enxame:

- a. Agora, fazemos as soluções se moverem como um grupo. Elas são influenciadas pela Melhor Global (GBest) e pelo Melhor Pessoal (PBest).
- b. Isso significa que cada solução é atraída para as boas rotas encontradas por outras soluções, mas também pode seguir seu próprio caminho se encontrar algo melhor.

8. Critério de Parada:

- a. Repetimos os passos 2 a 7 várias vezes (chamamos essas repetições de “iterações”).
- b. Paramos quando tivermos feito um número definido de iterações ou quando não vemos melhorias significativas por um tempo.

9. Resultado:

- a. Depois de todas as iterações, a rota que tiver a menor distância total (Melhor Global – Gbest) representa a melhor solução que encontramos para a viagem do caixeiro viajante.

Essa abordagem híbrida (AH), aproveita o poder de duas estratégias diferentes para resolver o desafio do caixeiro viajante. Ela mostra como combinar as vantagens de cada método pode nos ajudar a encontrar soluções melhores para problemas complexos.

4.2 Vantagens

- i. **Exploração Equilibrada e Sinergia Algorítmica:** A AH capitaliza a sinergia entre as estratégias de exploração local do Algoritmo do Vizinho Mais Próximo e a exploração global do Algoritmo de Otimização por Enxame de Partículas (PSO). Essa combinação equilibrada permite que a abordagem busque soluções de alta qualidade em escalas locais e globais, explorando as forças de ambos os algoritmos.
- ii. **Eficiência na Convergência:** A inclusão da estratégia de melhoria local do Algoritmo do Vizinho Mais Próximo no contexto da exploração global do PSO resulta

em uma convergência mais rápida para soluções de alta qualidade. A abordagem AH evita ficar presa em mínimos locais e contribui para a convergência global.

- iii. **Adaptabilidade às Características do Problema:** A AH pode ser adaptada para se adequar a diferentes instâncias do PCV, permitindo ajustes nos parâmetros, como o tamanho do enxame, a taxa de mutação e o número de iterações. Isso permite uma otimização mais precisa, levando em consideração as características específicas de cada instância.

4.3 Desvantagens

- i. **Complexidade Aumentada de Implementação:** A combinação de duas estratégias algorítmicas distintas, o Algoritmo do Vizinho Mais Próximo e o PSO, pode aumentar a complexidade da implementação. Isso exige um entendimento detalhado de ambos os algoritmos e pode dificultar a criação do código.
- ii. **Sensibilidade aos Parâmetros:** A eficácia da VEV pode ser sensível à escolha dos parâmetros, como o tamanho do enxame, a taxa de mutação e o número de iterações. Encontrar a combinação ideal de parâmetros requer experimentação e ajustes cuidadosos, o que pode ser uma tarefa desafiadora.
- iii. **Desempenho em Instâncias Grandes do PCV:** Embora a VEV equilibre exploração local e global, sua eficácia pode ser comprometida em instâncias excepcionalmente grandes do PCV. Nessas situações, a predominância do Algoritmo do Vizinho Mais Próximo pode levar a soluções sub ótimas.

5 RESULTADOS

Para avaliar a eficácia da abordagem híbrida (AH), conduzimos experimentos usando instâncias variadas do Problema do Caixeiro Viajante (PCV). As instâncias abrangiam diferentes números de cidades e configurações de distância entre elas. Também comparamos os resultados da AH com outras abordagens, como o Algoritmo do Vizinho Mais Próximo e o Algoritmo de Otimização por Enxame de Partículas (PSO) usados individualmente.

Os resultados demonstraram que a abordagem AH oferece vantagens significativas em comparação com as abordagens individuais. A AH alcançou soluções de qualidade semelhante

ao Algoritmo do Vizinho Mais Próximo em menos iterações, devido à exploração equilibrada entre exploração local e global. Além disso, a convergência mais rápida da AH em comparação com o PSO (Particle Swarm Optimization) isolado destaca a sinergia entre as estratégias algorítmicas.

6 DISCUSSÃO

A abordagem híbrida ilustra a aplicação prática de conceitos da disciplina "Computabilidade e Complexidade de Algoritmos". A combinação de estratégias de otimização local e global destaca a relação entre complexidade de tempo e espaço, uma vez que o Algoritmo do Vizinho Mais Próximo (ótimo local) é integrado à exploração global do PSO. Isso ressalta a importância da escolha adequada de algoritmos para problemas específicos e a capacidade de adaptar abordagens para diferentes cenários.

No entanto, é importante reconhecer que a AH não é uma solução universal. A complexidade aumentada devido à combinação de algoritmos pode dificultar a implementação, e a sensibilidade aos parâmetros requer ajustes cuidadosos. Além disso, o desempenho da AH pode diminuir em instâncias extremamente grandes do PCV, onde o Algoritmo do Vizinho Mais Próximo pode se sobressair.

O campo de "Computabilidade e Complexidade de Algoritmos" destaca a relação entre os recursos computacionais e a solução de problemas. A AH exemplifica essa interação, pois combina as características de otimização de dois algoritmos distintos. A exploração equilibrada da AH representa a busca por soluções eficientes e de alta qualidade em cenários complexos, demonstrando a aplicabilidade dos conceitos teóricos na prática.

A AH, como abordagem híbrida, contribui para a crescente exploração de técnicas combinatórias e algorítmicas para a resolução de desafios complexos. A discussão sobre seus prós e contras ressalta a importância de uma abordagem ponderada ao escolher e adaptar algoritmos para resolver problemas do mundo real.

Neste contexto, a abordagem AH não apenas oferece soluções aprimoradas para o Problema do Caixeiro Viajante, mas também destaca a contínua evolução e interconexão entre teoria e prática na área de computabilidade de algoritmos.

7 CONCLUSÃO

O estudo do Problema do Caixeiro Viajante (PCV) e suas abordagens de resolução desempenha um papel fundamental na compreensão das complexidades da otimização combinatória e da computabilidade de algoritmos. Neste trabalho, exploramos uma abordagem híbrida inovadora, que une as estratégias de otimização local do Algoritmo do Vizinho Mais Próximo com a exploração global do Algoritmo de Otimização por Enxame de Partículas (PSO).

Através dela, conseguimos demonstrar que a combinação de estratégias de exploração local e global pode resultar em soluções de alta qualidade para o PCV em um tempo mais curto em comparação com abordagens individuais. A exploração equilibrada proporcionada pelo algoritmo híbrido reflete o equilíbrio entre a complexidade de tempo e espaço discutido na disciplina "Computabilidade e Complexidade de Algoritmos". Ela não apenas oferece resultados promissores, mas também destaca a importância de adaptar e mesclar conceitos algorítmicos para resolver problemas do mundo real.

Apesar das vantagens, é importante reconhecer que a abordagem híbrida possui desafios. A complexidade aumentada devido à combinação de algoritmos pode dificultar sua implementação, e a sensibilidade aos parâmetros exige uma afinação cuidadosa. Além disso, em cenários com instâncias excepcionalmente grandes do PCV, a predominância do Algoritmo do Vizinho Mais Próximo pode afetar o desempenho da abordagem.

O estudo da abordagem híbrida destaca a interdisciplinaridade entre a teoria dos algoritmos e as aplicações práticas de otimização. À medida que as abordagens híbridas ganham destaque no campo da computabilidade e complexidade, a AH (algoritmo híbrido) representa um exemplo valioso de como combinar estratégias pode levar a resultados robustos e eficazes.

Em resumo, a abordagem "Algoritmo Híbrido" proporciona uma nova perspectiva para a resolução do PCV, destacando a aplicabilidade de conceitos complexos de algoritmos em problemas do mundo real. A busca contínua por soluções inovadoras e eficazes para desafios de otimização é fundamental para avançar o campo da ciência da computação e sua interseção com a prática. A AH permanece como um testemunho dessa busca incessante por melhores algoritmos e compreensão da complexidade computacional.

Obs: Para uma pesquisa mais aprofundada e com os algoritmos implementados, acesse:
<https://github.com/SakaeYasuda/A1-Project>

8 NOME E RGM

1. Eduardo Sakae Yasuda (25855701)
2. Fernando Rodrigues Leite Soares (27727424)
3. Marcos Hamilton Barbosa Morato (26373017)
4. Juan Pablo Rocha de Souza (26020777)

REFERÊNCIAS

1. LEVITIN, Anany. Introduction to the Design and Analysis of Algorithms. 3. ed. Boston: Pearson, 2012. 593 p. ISBN 9780132316811.
2. ENGELBRECHT, Andries P. Computational Intelligence: An Introduction. 2. ed. Chichester: John Wiley & Sons, 2007. ISBN 978-0-470-03561-0.
3. APPLGATE, David L.; BIXBY, Robert E.; CHVATAL, Vasek; COOK, William J. The Traveling Salesman Problem: A Computational Study. Princeton: Princeton University Press, 2007. 608 p. (Princeton Series in Applied Mathematics). ISBN 9780691129938.
4. COVER, Thomas; HART, Peter. Nearest neighbor pattern classification. In: IEEE Transactions on Information Theory, 1967.
5. KENNEDY, J.; EBERHART, R. Particle Swarm Optimization. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, 1995, vol. 4, p. 1942–1948.
6. EBERHART, R.; KENNEDY, J. A New Optimizer Using Particle Swarm Theory. In: Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, 1995, p. 39–43.
7. SHI, Y.; EBERHART, R. A Modified Particle Swarm Optimizer. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation, 1998.
8. COMPUTERSCIENCEMASTER. Problema do Caixeiro Viajante: The Travelling Salesman Problem-TSP - Problema Del viajante. Disponível em: <https://www.computersciencemaster.com.br/o-problema-do-caixeiro-viajante/>.