

<https://eventos.utfpr.edu.br/sicite/sicite2018>

## Operador de cruzamento baseado em partições aplicado no problema do roteamento de veículos

### Partition based crossover operator applied in the vehicle routing problem

**Elcio Cezario Sanches Junior**  
[elcioj@alunos.utfpr.edu.br](mailto:elcioj@alunos.utfpr.edu.br)  
Universidade Tecnológica  
Federal do Paraná, Cornélio  
Procópio, Paraná, Brasil

**Danilo Sipoli Sanches**  
[danilosanches@utfpr.edu.br](mailto:danilosanches@utfpr.edu.br)  
Universidade Tecnológica  
Federal do Paraná, Cornélio  
Procópio, Paraná, Brasil

#### RESUMO

Neste trabalho está proposto um método para aplicar o GPX2 no CVRP. Devido as restrições impostas pelo GPX2, o operador não pode ser aplicado diretamente sobre o CVRP, o que torna necessário um método para transformação do grafo do CVRP em um Ciclo Hamiltoniano. Além disso propõe-se uma heurística para reordenação de rotas, consequentemente, melhorando a representação do grafo do Ciclo Hamiltoniano e deixá-lo o mais próximo do grafo original.

**PALAVRAS-CHAVE:** Problema do Roteamento de veículos. Algoritmo genético. Cruzamento de Partição Generalizado. Ciclo Hamiltoniano.

#### ABSTRACT

In this work is proposed a method to apply the GPX2 in the CVRP. Due to its restrictions, the operator cannot be applied directly over CVRP, therefore it's needed a method to transform the CVRP graph in a Hamiltonian Cycle. Besides that, it is proposed a heuristic to reorder routes, hence, improving the Hamiltonian Cycle Graph's representation in order to leave it as close as possible to the original graph.

**KEYWORDS:** Vehicle Routing Problem. Evolutionary Algorithm. Generalized Partition Crossover. Hamiltonian Cycle.

**Recebido:** 31 ago 2018.

**Aprovado:** 04 out 2018.

#### Direito autoral:

Este trabalho está licenciado sob os termos da Licença Creative Commons-Atribuição 4.0 Internacional.



## INTRODUÇÃO

O VRP foi apresentado como um problema onde se buscava otimizar a distância necessária para uma frota de veículos distribuírem uma certa quantidade de cargas a partir de um depósito, essas cargas estariam atreladas a clientes e era necessário definir rotas para que todos os clientes sejam atendidos, entretanto, para isso era necessário seguir as limitações de carga máxima de cada veículo da frota. (DANTZIG; RAMSER, 1959)

Neste projeto será utilizado um algoritmo genético para encontrar soluções ao Problema do Roteamento de Veículos Capacitado (*Capacited Vehicle Routing Problem, CVRP*), onde busca-se otimizar a distância respeitando a restrição de carga. (RALPHS et al., 2003)

Para isso será proposto um método de aplicação de um operador de cruzamento utilizado no Problema do Caixeiro Viajante (*Travelling Salesman Problem, TSP*). O Operador de Cruzamento de Partição Generalizado 2 (*Generalized Partition Crossover 2, GPX2*) utilizado nos trabalhos de Sanches et al. (2017) e Tinós et al. (2014) demonstrou-se poderoso para o TSP.

Devido as restrições do operador e do formato do problema CVRP, não é possível uma aplicação direta. Sendo assim propõe-se um método de contornar essa restrição e validar a utilização do operador sobre ele. O método será testado juntamente com o operador GPX2, para comparação será utilizado outro operador de cruzamento.

## MATERIAIS E MÉTODOS

### PROBLEMA

Duas complicações se encontram para realizar a aplicação do operador sobre o CVRP. A primeira se encontra na limitação imposta pelo operador, o GPX2 foi baseado no Cruzamento de Partição (*Partition Crossover, PX*), definido por Whitley et al. (2009), esse operador exige que os grafos de entrada sejam Ciclos Hamiltonianos, sendo isso mantido ao GPX2. Um grafo do CVRP não consegue manter essa regra devido a sua restrição de carga, o que gera repetições dos depósitos na solução.

Outro problema é a própria restrição do CVRP, será necessário otimizar a distância e considerar a carga, o operador GPX2 não foi feito para considerações de outras grandezas, apenas a distância, sendo assim, como o objetivo é aplicar sem alterar o operador, será necessário fazer controles externos a ele para garantir a restrição de carga.

### CONCEITOS BASE

Ciclos Hamiltonianos são caminhos de um grafo onde todos os vértices estejam ligados sem repetição (SANTOS, 2017). Algoritmos genéticos são métodos de otimização baseados em aproximação criados por Holland (1992) a



partir dos conceitos evolucionários propostos por Darwin. A partir de um grupo de soluções, elas são utilizadas para gerar novos grupos possuindo capacidades do anterior.

O CVRP é um problema de logística onde se busca otimizar a distância necessária para entregar uma determinada quantidade de produtos nos clientes necessários. Esse problema precisa seguir a limitação de carga da frota de caminhões para entrega. Com o tempo esse problema foi se desenvolvendo, surgiram novos ramos com mais restrições, tentando ao máximo se aproximar de um caso real de logística. (HELGAUN, 2017)

#### O ALGORITMO GENÉTICO PARA O CVRP

Alguns pontos precisam ser considerados para desenvolver o algoritmo genético para o CVRP, um deles é o caso da restrição de carga. Para manter a validade das soluções é necessário desenvolver um método para reparar soluções inválidas, esse método é utilizado para tentar utilizar o máximo as soluções criadas pelo algoritmo, aproveitando os dados e características inseridas por ele.

O cálculo da aptidão das soluções foi pensada de forma que as soluções inválidas sejam punidas severamente, utilizando multiplicador de carga acima do permitido. Os indivíduos são apresentados como a ordem de visitação dos clientes, considerando o depósito como ponto de partida e repetição ao longo da representação, demonstrando as rotas.

Como mutação serão utilizados dois operadores, a busca local 2-Opt, para ser utilizado internamente as rotas da solução, e a mutação de Prins, proposta por Prins (2004), como operador de mutação baseado no 2-Opt, com adição de movimentos para aumentar a diversidade, focada no problema do CVRP.

Para o cruzamento será utilizado o GPX2, utilizando o método de aplicação proposto e o OX para comparação. E como geração de população inicial serão utilizados combinações da mutação de Prins, algoritmo *K-means*, utilizado para clusterização das rotas e geração aleatória.

#### O OPERADOR DE CRUZAMENTO DE PARTIÇÃO GENERALIZADO 2

É um operador de cruzamento baseado em partições, formando uma solução com as melhores partes de cada um dos pais. Por ser baseado no PX ele possui as mesmas características do operador, *Respectul*, todas as arestas em comum com os dois pais são passadas para o filho, e *Transmit Alleles*, o filho recebe arestas obtidas de um dos pais, sendo assim o operador não cria nenhuma aresta.

O funcionamento do GPX2 pode ser dividido em sete passos, o procedimento se inicia com a união dos grafos dos pais, neles são criados os nós *ghost* a partir de nós de grau quatro, após isso as arestas em comum nos pais são cortadas do grafo.

Com esse grafo reduzido são encontradas as partições, sendo elas divididas entre *feasible* e *unfeasible*, as *feasible* podem ser utilizadas para a criação do filho, enquanto as *unfeasible* serão fundidas para tentar gerar novas *feasible*. Com isso o filho é gerado utilizando todas as partições *feasible* encontradas.

### PROPOSTA DE APLICAÇÃO

Devido a restrição de Ciclo Hamiltoniano, foi proposto uma maneira de transformar o grafo do CVRP em um Ciclo Hamiltoniano. Para isso foi proposto um modo, baseado nos *ghosts* do GPX2, onde o depósito do grafo fosse clonado e as rotas divididas entre os clones.

Os clones estariam no mesmo ponto geográfico, porém a nível de grafo seriam considerados como vértices diferentes, o que causa a geração de um Ciclo Hamiltoniano. Para auxiliar isso foi desenvolvido uma maneira de reordenar as rotas da melhor maneira para que o grafo adaptado se mantenha o mais próximo possível do grafo original.

### METODOLOGIA DE TESTES

Para comparação será utilizado as mesmas configurações para o algoritmo genético, variando o operador de cruzamento e o método de geração da população inicial. Serão utilizados três métodos para analisar se ocorre algum impacto específico dos métodos sobre o operador. Cada configuração será executada 10 vezes e foram utilizados quatro *datasets*.

O “Método 1” será a geração utilizando a mutação de Prins, o “Método 2” será gerado utilizando a mutação de Prins juntamente com o algoritmo *K-means* e o “Método 3” será uma geração aleatória. Tendo considerado que todos os métodos são sucedidos por uma sequência de reparações, caso necessário, e do 2-Opt para melhorias pontuais.

O operador GPX2 foi aplicado utilizando o conceito de *Reset*, fazendo o cruzamento das cinco melhores soluções com a população e então gerando uma nova, devido as características do operador, isso se faz necessário para aumentar a área de busca do algoritmo. Para o OX foi utilizado o conceito de elitismo, guardando as melhores soluções da população e cruzando as soluções para preencher o restante.

### RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os testes, em geral, geraram dados interessantes e que mostraram uma superioridade do GPX2 sobre o operador OX. A tabela 1 apresenta um *dataset* e os resultados do teste. É possível perceber que o GPX2 conseguiu manter uma porcentagem de alcance do ótimo global bem superior ao OX.

Outra diferença está na porcentagem de proximidade de convergência, onde o GPX2 também se saiu superior, nos três métodos de população inicial. Com isso, é possível perceber que o GPX2 tem um padrão de desenvolvimento das soluções mais estável que o OX.

Tabela 1 – Resultados do *dataset* “A-n32-k5”

Operador	Geração Inicial	Proximidade do ótimo (%)	Alcançaram o ótimo (%)
GPX2	Método 1	+ 0.612	60
	Método 2	+ 0.918	40
	Método 3	+ 1.071	30



OX	Método 1	+ 5.969	0
	Método 2	+ 3.049	10
	Método 3	+ 6.480	20

Fonte: Autoria Própria (2018).

Em outros casos de teste o mesmo cenário se manteve, com o GPX2 mantendo uma convergência bem próxima, se mantendo sempre com menos de 2% de proximidade enquanto o OX, em alguns casos, se mantinha muito mais distante, passando dos 20%. O total de alcance do ótimo também não mudou muito, com o GPX2 sempre saindo na frente nos três métodos de geração inicial.

### CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

Os dados obtidos nos testes mostraram que o operador pode ser aplic utilizando o método proposto e, aparentemente, que o método é viável para ser aplicado. Alguns problemas foram encontrados, como o controle de otimização de distância em relação a restrição de carga do GPX2, sendo necessário limitar um pouco a aplicação do operador.

Entretanto é possível perceber que o método pode ser utilizado, talvez melhorado com alterações internas ao operador. Como uma das propostas era não realizar alterações no operador nada foi feito neste âmbito, porém é perceptível que um método de fazer com que o GPX2 considere a carga dos clientes, de algum modo, pode realmente melhorar as soluções geradas por ele dentro do problema do CVRP.

### REFERÊNCIAS

DANTZIG, George B.; RAMSER, John H. The truck dispatching problem. **Management science**, v. 6, n. 1, p. 80-91, 1959.

HELGAUN, Keld. **An Extension of the Lin-Kernighan-Helsgaun TSP Solver for Constrained Traveling Salesman and Vehicle Routing Problems: Technical report**. 2017.

HOLLAND, John Henry. **Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence**. MIT press, 1992.

PRINS, Christian. A simple and effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem. **Computers & Operations Research**, v. 31, n. 12, p. 1985-2002, 2004.



RALPHS, Ted K. et al. On the capacitated vehicle routing problem. **Mathematical programming**, v. 94, n. 2-3, p. 343-359, 2003.

SANCHES, Danilo; WHITLEY, Darrell; TINÓS, Renato. Building a better heuristic for the traveling salesman problem: Combining edge assembly crossover and partition crossover. In: **Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference**. ACM, 2017. p. 329-336.

SANTOS, M. Ciclos Hamiltonianos em Grafos. **Ciência e Natura**, v. 39, n. 3, p. 595-626, 2017.

TINÓS, Renato; WHITLEY, Darrell; OCHOA, Gabriela. Generalized asymmetric partition crossover (GAPX) for the asymmetric TSP. In: **Proceedings of the 2014 Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation**. ACM, 2014. p. 501-508.

WHITLEY, Darrell; HAINS, Doug; HOWE, Adele. Tunneling between optima: partition crossover for the traveling salesman problem. In: **Proceedings of the 11th Annual conference on Genetic and evolutionary computation**. ACM, 2009. p. 915-922.