



Mapeamento automático de rotas para vias expressas de ônibus: uma abordagem com algoritmos genéticos com ênfase na cidade de Boa Vista - RR

Felipe Derkian de Sousa Freitas¹, Filipe Dwan Pereira²

¹Departamento de Ciência da Computação – Universidade Federal de Roraima (UFRR)
Boa Vista – RR – Brazil

felipekian@yahoo.com.br, filipedwan@gmail.com

Abstract. *Despite the benefits of express lanes for public transport buses, the engineering work to map which lanes should make up the expressway is complex, since there are exponential possibilities of lanes. Computationally saying, a city can be seen as a directed graph G and an express lane can be represented by a subgraph G' , where $G' \subseteq G$. In this sense, the present study aims to select lanes that form cycles that maximize the number of lanes with high traffic. In addition, this cycle must pass through at least one city bus terminal, as this is the point of convergence of buses. As a proof of concept, we use data from the city of Boa Vista - RR. Since genetic algorithms present viable alternatives for np-hard problems, we decided to use this technique to automate the process of selecting and optimizing the route topology for the express lanes. Our best results were achieved using the NSGA-II genetic algorithm, generating an express lane route that covers 120 edges of the graph represented by city. Finally, it should also be noted that the method can be potentially generalized to other experimental scenarios, being applied in other urban centers with a network of avenues and at least one bus terminal.*

Resumo. *Apesar dos benefícios de uma via expressa de ônibus, o trabalho de engenharia para mapear quais vias devem compor a via expressa é complexo, já que existem exponenciais possibilidades de combinação. Note que computacionalmente falando, uma cidade pode ser vista como um grafo direcionado G e uma via expressa pode ser representada por um subgrafo G' , onde $G' \subseteq G$. Dessa forma, a tarefa de selecionar as vias que irão compor uma via expressa pode ser representada por uma variação do problema do caminho com ciclo de peso máximo, onde esse caminho seria um ciclo conexo com maior quantidade de vias dentro dos parâmetros do grafo da cidade. Nesse sentido, o presente estudo tem o propósito de selecionar rotas que formem ciclos que maximizem o número de vias com alta demanda. Além disso, esse ciclo deve impreterivelmente passar por um terminal de ônibus da cidade, já que esse é o ponto de convergência dos ônibus. Como prova de conceito, optou-se por usar os dados da cidade de Boa Vista - RR. Visto que algoritmos genéticos apresentam alternativas viáveis para problemas de aproximação, optou-se por usar essa técnica para automatizar o processo de seleção e otimização da topologia de rotas para vias expressas de ônibus. Os melhores resultados foram atingidos utilizando o algoritmo genético NSGA-II, gerando uma rota que cobre 120 arestas do grafo representado por avenidas da cidade. A convergência do AG foi atingida após*



500 gerações. Por fim, destaca-se ainda que o método pode ser generalizado para outros cenários de experimentação, potencialmente sendo aplicado em outros centros urbanos com uma rede de avenidas e pelo menos um terminal de ônibus.

1. INTRODUÇÃO

Com base em estudos do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística [IBGE 2019], a população do Brasil tem cerca de 209 milhões de habitantes. Um dos problemas enfrentados com esse crescimento populacional é o considerável aumento de veículos, ocasionando poluição, engarrafamento em horários de pico e o aumento da demanda por transporte público pela população. Esse aumento pela demanda do serviço gera como efeito colateral um transporte público mais lento e superlotado, tornando-o uma opção pouco atrativa àquelas pessoas que precisam utilizá-lo. O sistema de transporte público é de grande importância para o desenvolvimento socioeconômico das cidades sendo indispensável que ele seja, além de seguro, rápido e eficiente para suprir a demanda exigida.

Uma alternativa já adotada em grandes metrópoles brasileiras como Curitiba, Porto Alegre, Belo Horizonte, São Paulo para se ter um trânsito mais fluído para o transporte público é a implementação de faixas/vias expressas para ônibus [Silva 2005]. Essas vias expressas funcionam, exclusivas ou não, dedicada à circulação de transportes públicos. Em outras palavras, é uma via potencialmente restrita a transportes coletivos que funciona em determinados dias e horários, e geralmente usada para acelerar o transporte público que, de outra forma, seria retido pelo congestionamento veicular.

Estas vias podem estar localizadas em diferentes faixas de uma rua como por exemplo: próximo ao meio-fio ou na faixa mais à direita, que é a mais comum. Elas podem ser redes longas e contínuas, ou segmentos curtos usados para permitir que os ônibus contornem os gargalos ou reduzam a complexidade do trajeto nas vias mais caóticas [Guide 2011]. [Beever et al. 2009] afirmam que a introdução de vias exclusivas para ônibus pode ajudar na redução da poluição do ar atmosférico da cidade e na maior fluidez do transporte coletivo que é amplamente utilizado pela população das grandes cidades.

Apesar dos benefícios de uma via expressa, o trabalho de engenharia para mapear quais vias devem fazer parte da via expressa é complexo, já que existem exponenciais possibilidades de combinação de vias para formar uma via expressa. Note que computacionalmente falando, uma cidade pode ser vista como um grafo direcionado G e uma via expressa pode ser representada por um subgrafo G' , onde $G' \subseteq G$. Dessa forma, a tarefa de selecionar as vias que irão compor uma via expressa pode ser representada por uma variação do problema do caminho com ciclo de peso máximo [Abraham et al. 2007], onde esse caminho seria um ciclo conexo com maior quantidade de vias dentro dos parâmetros do grafo da cidade.

Pensando nisso, o presente estudo tem o propósito de selecionar rotas que formem ciclos que maximizem o número de vias com alta demanda. Além disso, esse ciclo deve impreterivelmente passar por um terminal de ônibus da cidade, já que esse é o ponto de convergência dos ônibus. Como prova de conceito, optou-se por usar os dados da cidade de Boa Vista - RR já que seu sistema de trânsito apresenta problemas de mobilidade urbana [CARVALHO 2016]. De fato, segundo a Secretaria Municipal de Segurança Urbana e Trânsito (SMST) a frota de veículos na capital de Boa Vista é de aproximadamente

171 mil automóveis, representando 86% de todos os automóveis do Estado de Roraima [CARVALHO 2016]. Sendo assim, uma via expressa poderia diminuir o tempo das viagens, o que deixaria o serviço com melhor qualidade e reduziria o tempo de espera nas paradas bem como o tempo total de deslocamento, dando potencialmente maior comodidade aos utilizadores do serviço.

Visto que algoritmos genéticos apresentam ótimas alternativas para problemas de aproximação [Deb et al. 2002, Pereira et al. 2019b, Pereira et al. 2019a], optou-se por usar essa técnica para automatizar o processo de seleção e otimização da topologia de rotas para via expressas de ônibus. Para tanto, a função de aptidão dos algoritmos genéticos irão considerar como indivíduos mais adaptados a uma possível solução aquelas rotas cujas características tendam a formar uma rota com ciclo mais longo que comecem e terminem no terminal de ônibus. Tal função irá usar uma busca em profundidade para realizar a procura, detecção e validação das rotas cíclicas no subgrafo selecionado pelos cromossomos.

2. CONCEITOS E FUNDAMENTOS

A seguir serão dadas as bases teóricas deste estudo como vias expressas, problema do ciclo de peso máximo, busca em profundidade, algoritmos genéticos.

2.1. VIAS EXPRESSAS

As cidades tentam encontrar alternativas para minimizar o problema do transporte coletivo. Uma das mais utilizadas é a implantação de vias expressas nas principais vias da cidade, dando prioridade a interseções e semáforos, ou até mesmo a com implantação de um *Bus Rapid Transit* (BRT) [Paradedda et al. 2015], que é um sistema de transporte de ônibus que proporciona mobilidade urbana rápida, confortável e com custo eficiente através da provisão de infra estrutura segregada com prioridade de passagem, operação rápida e frequente [Paradedda et al. 2015].

Observa-se que os problemas mais significativos em relação ao sistema de transporte coletivo são relacionados ao baixo nível do serviço, reclamações referentes à baixa velocidade, falta de conforto e dificuldade de transbordo [Paradedda et al. 2015]. Porém, existem medidas que refletem a qualidade do serviço aos passageiros que pode ser encontrado no *Transit Capacity and Quality of Service Manual* que são listados abaixo:

- Maior frequência: reduz o tempo que o passageiro irá esperar pelo ônibus. O serviço frequente faz com que o passageiro acredite que não precisará esperar muito tempo para o próximo transporte coletivo chegar.
- Menor tempo de viagem: faixas exclusivas são rotas mais eficientes e prioriza o transporte público em semáforos que reduzem a média do tempo de viagem dos passageiros e melhora o indicador de velocidade, mostrando aos passageiros que o transporte está mais veloz e eficiente.
- Confiabilidade: faixas exclusivas e controle de prioridade semafórica ajudam a manter a regularidade do horário. O sistema também permite que ônibus atrasados recuperem o tempo perdido. Serviços mais confiáveis reduzem o tempo de espera do usuário nas paradas o que ajudam a manter a ocupação dos ônibus, como ocorre com ônibus atrasados que tendem a pegar mais passageiros do que o normal, atrasando ainda mais seu horário previsto.

Segundo [de Oliveira et al. 2017], estudos recentes que avaliam efeitos da implementação de corredores de ônibus nas cidades de Londres e Santiago concluíram que, nos horários de pico, a velocidade média dos ônibus aumenta de 13 para 27 km/h (+107,7%) e de 15 para 21 km/h (+40%) nas vias expressas, respectivamente, enquanto que a velocidade média dos automóveis se mantém praticamente constante nas vias de Londres onde cai de 44 para 40 km/h (-9,1%) o que é pouco em relação aos benefícios adicionados ao transporte público com capacidade de mais passageiros na via expressa que chega a dobrar a velocidade.

Com base nos resultados de simulações de [BenitesParadedda et al. 2014], conclui-se que as faixas exclusivas para transporte coletivo fazem grande diferença na velocidade operacional dos ônibus, o que é esperado por não haver compartilhamento da via com os outros automóveis.

Assim, neste trabalho o intuito é propor uma solução que seleciona automaticamente rotas cíclicas para possíveis vias expressa de ônibus dado o grafo de uma cidade, a fim de auxiliar na maior fluidez do transporte coletivo.

Note que o maior ciclo dentro do grafo de uma cidade cobre maior parte da mesma, formando um percurso mais interessante e, conseqüentemente, atingindo a maior parte da população. No entanto, o problema do ciclo longo máximo é NP-difícil [Abraham et al. 2007], logo uma solução ótima pode não ser possível em tempo polinomialmente determinístico devido a classe computacional do problema como será discutido em seguida.

2.2. PROBLEMA DO CICLO COM PESO MÁXIMO

O problema do ciclo com pesos máximo tenta detectar o caminho no grafo que forma um ciclo em que o mesmo possua o ciclo com maior peso possível. Observe que esse problema pode ser mapeado o problema de detectar uma via expressa que cubra maior parte da cidade que forme um ciclo, visto que é desejável que a via comece e termine em um ponto central da cidade (o terminal de ônibus).

No entanto, esse problema é um NP-difícil [Abraham et al. 2007]. Em outras palavras, não é garantido que exista solução eficiente para a execução já que é não determinístico polinomialmente. Além disso, para casos extremos (entradas assintoticamente grandes), a solução ótima é inviável por ser um problema de análise combinatória, onde tem-se que combinar todas as possíveis opções. Por conta disso, optou-se por um método heurístico de inteligência artificial que devolve soluções ótimas locais/globais que tende a ser bastante eficiente e confiável por se inspirar na evolução das espécies denominado Algoritmo Genético que será abordado na próxima seção.

2.3. ALGORITMOS GENÉTICOS

Os algoritmos Genéticos tentam imitar a seleção natural da evolução dos seres vivos por meio da reprodução sexuada, onde o cruzamento entre dois indivíduos da atual geração gerará um novo indivíduo com parte da carga genética de ambos os pais [Pereira et al. 2018]. Portanto, faz com que os indivíduos mais adaptados consigam evoluir mais rapidamente e os menos aptos sejam eliminados ou tenham a probabilidade de reprodução reduzida por conta do seu material genético ruim [Russell 2004].



Os AGs são algoritmos probabilísticos que fornecem um mecanismo de busca paralela e adaptativa baseado no princípio de sobrevivência dos mais aptos e na reprodução sexuada [Pacheco et al. 1999] sendo bastante usados para problemas de busca e otimização em espaço de busca com inspiração no princípio Darwiniano de seleção natural e reprodução sexuada [Goldberg 1989, Pereira et al. 2020]. Essa classe de algoritmo pode devolver soluções aproximadas ou exatas, por serem da classe de algoritmos Heurísticos.

De acordo com a teoria de Charles Darwin, o princípio de seleção natural, privilegia os indivíduos mais aptos com maior longevidade e, portanto, com maior probabilidade de reprodução. Indivíduos com mais descendentes têm mais chance de perpetuar seu código genético nas próximas gerações. Tais códigos genéticos constituem a identidade de cada indivíduo e estão representados nos cromossomos de cada indivíduo [Pacheco et al. 1999].

O gene é uma porção do material genético presente no cromossomo, ou seja, um cromossomo é composto por um conjunto de genes que em conjunto formam uma possível solução do problema (um indivíduo).

O indivíduo (cromossomo), é uma possível solução para o problema proposto, sendo composto por um conjunto de genes que contém os estados da solução proposta para a resolução do problema presente pelo estado presente do indivíduo [Russell 2004].

A representação das possíveis soluções do espaço de busca de um problema define a estrutura do cromossoma a ser manipulado pelo algoritmo. A representação cromossômica depende do tipo de problema e do que, essencialmente, se deseja manipular geneticamente [Pacheco et al. 1999].

Uma população é um conjunto de cromossomos ou estados do problema que é representado como uma cadeia sobre um alfabeto finito que tem por objetivo evoluir e gerar um indivíduo apto a solucionar o problema com resultado local ou global [Russell 2004].

A função de *Fitness* (avaliação) tem como objetivo analisar a adaptação dos indivíduos a partir de regras implementadas na função, retornando valores melhores para indivíduos mais adaptados ou mais evoluídos para a solução do problema [Russell 2004].

A seleção têm o objetivo selecionar aleatoriamente pares de cromossomos para reprodução de acordo com as probabilidades do processo de adaptação [Russell 2004]. Esse processo é semelhante a uma roleta de probabilidades, onde quem tem maior probabilidade tem maior chance de ser escolhido para reprodução por possuir maior área na roleta.

O *crossover* é considerado a característica fundamental dos algoritmos genéticos, pois, pares de indivíduos são escolhidos aleatoriamente da população (seleção) com base na aptidão e são enviados a fase de *crossover* a fim de novos indivíduos sejam gerados a partir da troca de material genético entre eles. Os descendentes serão diferentes de seus pais, mas com características genéticas de ambos os genitores [Pacheco et al. 1999].

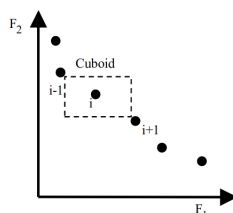
Segundo [Pacheco et al. 1999] a mutação é um operador exploratório que tem por objetivo aumentar a diversidade na população. O operador de mutação troca o conteúdo de algumas posição do cromossomo (genes) com uma determinada probabilidade. A mutação é uma pequena probabilidade independente que os indivíduos possuem de terem

seu material genético modificado sem ter sido realizado no processo de *crossover*, ou seja, uma mutação genética [Russell 2004].

Dentro deste escopo, o *Nondominated Sorting Genetic Algorithm II* (NSGA-II) é um algoritmo que foi proposto por [Deb et al. 2002] e seu método usa ordenação por não dominância e utiliza processos de elitismo sobre sua população, ou seja, ele usa um método de ordenação rápido de não dominância e posteriormente aplica um operador de *crowding-distance* como forma de manter a diversidade da população e garantir a convergência do problema modelado. O algoritmo *NSGA-II* tem como base o algoritmo NSGA de [Srinivas and Deb 1994], contudo, diferente de seu antecessor, a complexidade computacional da manutenção do elitismo dele foi reduzida de $O(MN^3)$ no NSGA para $O(MN^2)$ no NSGA-II, onde M é correspondente ao número de objetivos para minimização ou maximização e N o correspondente ao tamanho da população. Além disso, seu método de elitismo, não necessita de uma variável de compartilhamento o que aumenta o custo computacional [Zhang and Lau 2005].

De acordo com [Raquel and Naval Jr 2005] *Crowding-Distance* é o valor da distância de aglomeração de uma solução fornece uma estimativa da densidade das soluções em torno dessa solução. A Figura 1 mostra o cálculo da distância de aglomeração do ponto i , que é uma estimativa do tamanho do maior compartimento cuboide i sem incluir nenhum outro ponto.

Figura 1. Exemplo de Algoritmo Genético



Fonte: [Raquel and Naval Jr 2005]

A distância de aglomeração é calculada classificando primeiro o conjunto de soluções em valores de função objetivo ascendentes. O valor da distância de aglomeração de uma solução específica é a distância média de suas duas soluções vizinhas. As soluções de contorno que possuem os valores mais baixo e mais alto da função objetivo recebem valores infinitos de distância de aglomeração, para que sejam sempre selecionados. Esse processo é realizado para cada função objetivo. O valor final da distância de aglomeração de uma solução é calculado adicionando todos os valores individuais da distância de aglomeração em cada função objetivo [Raquel and Naval Jr 2005].

Note que utilizando o algoritmo NSGA-II juntamente com a busca em profundidade [Cormen 2012] na fundação de adaptação do algoritmo evolutivo, o método utilizado neste estudo tem complexidade computacional da ordem de $O(N * M * (V + E))$, onde N é a quantidade de cromossomos, M a quantidade de gerações para o AG evoluir e $O(V + E)$ a complexidade da busca em profundidade. Isso justifica a escolha do algoritmo genético para auxiliar na mapeamento da via expressa, visto que mesmo com escopo reduzido e o relaxamento do problema, com força bruta precisaria ser combinado todas as possibilidades de todas as arestas para encontrar o maior caminho que forme um ciclo mais longo



para o trajeto da via expressa dado o grafo de uma cidade, o que ainda é uma explosão combinacional, o que é inviável para um volume grande de dados como o grafo de uma cidade.

3. TRABALHOS RELACIONADOS

Nesta sessão, serão expostos 5 trabalhos relacionados que tem como objetivo a seleção de rotas utilizando algoritmos genéticos com intuito de minimizar ou maximizar rotas.

[Raimann et al. 2007] utiliza algoritmo genético para a seleção de uma rota dentro de uma cidade, e posteriormente à visualização desta rota é dada em um Ambiente Virtual, permitindo ao usuário um passeio pela cidade seguindo o trajeto da rota selecionada pelo algoritmo genético. O AG foi responsável pela geração de todas as rotas tendo como base o uso de coordenadas de todos os cruzamentos (esquinas) presentes no módulo mapas. [Raimann et al. 2007] considerou um indivíduo válido aquele que possui uma sequência válida entre o ponto inicial e o ponto final no mapa, sendo o melhor indivíduo é aquele que possui a menor distância entre esses pontos. Essa composição trata-se de um conjunto de coordenadas que serão os apontadores para objetos que estão no modelo em três dimensões. Segundo [Raimann et al. 2007], o sistema apresenta uma interface descomplicada para o usuário, facilitando sua utilização onde o mesmo não necessita de conhecimentos computacionais específicos para utilizar.

Em [Ribeiro¹ and do Amaral¹ 2013] é proposto um método que utiliza algoritmos genéticos e realidade virtual, possibilitando sua visualização em modo gráfico 2D ou 3D da rede de esgotos de uma cidade a fim de maximizar a logística e os recursos para o desenvolvimento da rede de esgoto em áreas que ainda não possuam o saneamento básico. Na arquitetura do sistema foram utilizados uma interface com o usuário em 2D, onde a integração com o algoritmo genético na parte de seleção das configurações do AG para a otimização das coordenadas. Também foi integrado a parte de visualização da informação gerada pelo algoritmo genético em 3D para melhor análise por parte do usuário.

[de Araujo et al. 2007] expõe os problemas enfrentados no roteamento de dados que trafegam pela internet. A solução proposta é baseada no modelo de roteamento de redes de computadores por meio dos algoritmos genéticos baseado no algoritmo vetor de distância, a fim de obter condições mais favoráveis às rotas de redes de computadores. Na modelagem do problema, foi apresentada uma pequena rede em forma de grafos, em que os nós representam os roteadores, e as arestas representando as ligações juntamente com um valor de custo associados aos nós. A ideia de usar os AGs para determinar o caminho mínimo entre dois roteadores consiste em determinar uma população de indivíduos onde cada um deles representam um possível caminho para trafegar os dados entre os roteadores da rede. Para a identificar os vértice do grafo no algoritmo genético foi convertido sua identificação decimal para binário. Assim, parte-se do nó de origem, tomando cada par e acumulando seu respectivo custo. Seguimos a ordem do caminho gerado, percorrendo nó a nó, até o destino. Segundo os resultados apresentados, as rotas válidas (encontradas) são, no total, 94%. Dessas, 12% são ruins, 35%, médias e 47%, os melhores caminhos. Embora eles tivessem casos de insucesso na busca pelo caminho, o percentual de rotas que apresentaram um caminho entre bom e ótimo foi de 82% que na análise deles os resultados obtidos foram satisfatórios.

[Tu and Yang 2003] visa a construção de um algoritmo de busca para um robô móvel autônomo para se movimentar em locais diferentes e com espaços de busca dinâmicos, como se os robôs móveis se adaptassem ao ambiente ao qual tem que realizar a busca. Para isso, eles desenvolveram um algoritmo dinâmico no que se refere a quantidade de genes do algoritmo genético. Os genes são representados por cadeias binárias de 4 bits, onde os primeiros 3 bits denotam a direção em que o robô se moverá e o bit restante denota a distância que o robô se moverá no próximo passo. Como resultado, o trabalho mostra que cromossomos de comprimento variáveis são mais adequados que cromossomos de comprimento fixo em ambiente dinâmico.

[Raimann et al. 2019] propõe em seu trabalho o uso de algoritmos genéticos juntamente com o uso de realidade virtual para um sistema de geração de rotas turísticas da cidade de Uberlândia. Neste trabalho, é mostrado que devido a aplicação ser desenvolvida para ser usada para percorrer as ruas de Uberlândia de modo virtual, o grau de complexidade aumenta, pois as ruas possuem sentido de direção e isso dificulta a operação de encontrar rotas urbanas válidas. Eles modelaram dois bairros de Uberlândia para a simulação da seleção das rotas. O interessante de sua aplicação que o usuário pode selecionar pontos que deseja visitar e o algoritmo genético traça uma rota válida que passei pelos pontos selecionados, podendo ser esses pontos turísticos modelados na mapa da cidade.

Nos trabalhos relacionados o que se percebe é que os algoritmos genéticos são amplamente utilizadas quando o assunto é busca de caminhos e otimização. Os AG's mostraram-se eficientes na maioria das vezes. Um ponto importante a ser destacado é que os espaços de busca utilizados eram pequenos, modelagem de um bairro por exemplo, apenas para demonstração. De acordo com [Raimann et al. 2007] para a busca em vias reais, onde as ruas possuem sentido de fluxo definido, a busca pode ser um pouco mais complexa. Assim, no próximo capítulo será abordada uma metodologia para a seleção de via expressa, dado o grafo de uma cidade, utilizando-se também de algoritmos genéticos para a seleção das vias que vão compor o conjunto de vias expressas.

4. MÉTODO PROPOSTO

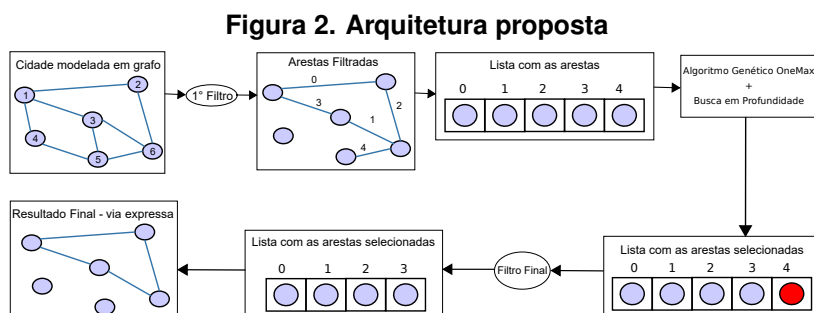
O método proposto deste estudo utiliza como cenário de experimentação o grafo da cidade de Boa Vista, onde o ponto central escolhido deste estudo é o terminal de ônibus do centro cívico que é um ponto estratégico do transporte de passageiros. Visto que os algoritmos genéticos apresentam soluções potenciais para problemas de aproximação [Giguere and Goldberg 1998], optou-se por usar esse algoritmo para automatizar o processo de seleção e otimização da topologia de rotas para via expressas de ônibus. Para tanto, a função de aptidão dos algoritmos genéticos irão considerar como indivíduos mais adaptados à solução do problema aqueles cromossomos cujas características tendam à formar uma rota com ciclo mais longo constituído por vias primárias que comece e termine no terminal de ônibus citado acima. Tal função irá usar uma busca em profundidade para realização da busca, bem como detecção e validação das rotas cíclicas no subgrafo selecionado pelos cromossomos.

O grafo é processado pelo AG em conjunto com uma busca em profundidade para validação das rotas sugeridas pelo AG quanto a sua conectividade ponto a ponto no grafo formando um caminho cíclico que respeita o sentido das vias inclusive. Foi utilizado

o AG *onemax*¹ [Cheng and Kosorukoff 2004] para seleção das arestas que pertencerão a possível via expressa, por possuir uma natureza binária, sendo 0 para não pertencente e 1 para pertencente ocorre a seleção das arestas no espaço de busca do grafo em questão.

O AG *NSGA-II* terá como um dos objetivos a ideia do *onemax* de selecionar as arestas que irão compor o espaço de busca. Além disso, outro objetivo é maximizar a distância percorrida pela busca em profundidade que resultará na somatória das distâncias presentes nas arestas do percurso realizado na busca, bem como tamanho do circuito encontrado dentre outros. Para validação das rotas foi escolhido o algoritmo busca em profundidade, que será responsável por avaliar às escolhas sugeridas pelos cromossomos dos AGs que tenham como requisito obrigatório a presença de circuito conexo selecionados para uma possível via expressa para o transporte coletivo.

A arquitetura proposta está representada no fluxograma da Figura 2 que apresenta as etapas para construção da via expressa. Em seguida serão apresentadas às explicações de cada etapa detalhadamente.



1. Gerar a modelagem do grafo da cidade utilizando a biblioteca *OSMNx*² [Boeing 2017].
2. Aplicação de um filtro para remoção de arestas representadas por vias residenciais.
3. Após aplicação do filtro, o grafo terá apenas ruas primárias (avenidas) e ruas com grande fluxo de veículos que são potenciais para pertencer à rota proposta para via expressa.
4. Criação de uma lista para mapear as informações de cada aresta presente no grafo. Em outras palavras, são adicionadas as informações do grafo em uma lista em que cada *i*-ésima posição da lista conterá as informações da *i*-ésima aresta correspondente no grafo. A lista constituinte conterá os vértices de origem e destino e suas características como por exemplo nome da rua. Dessa forma, será mais viável eliminar às arestas não escolhidas pelos cromossomos do AG pelo fato da *i*-ésima posição de um cromossomo ser correspondente à *i*-ésima posição da lista de mapeamento do grafo. Portanto, basta acessar o vértice de origem e o vértice

¹O *onemax* consiste de uma disputa entre os cromossomos até que algum deles consiga com que todos os genes estejam ativados ou selecionados, dado que todos os genes estão selecionados. Neste estudo, o *onemax* seria todas as vias estarem selecionadas por algum cromossomo da população.

²O *OSMNx* é uma biblioteca semelhante ao *Google Maps*, tornando possível plotar o grafo em forma de mapa para que seja possível obter uma visualização de todos os vértices e arestas presentes em uma localidade informada igual a um mapa. Neste trabalho o *OSMNx* será empregado para obter o grafo da cidade e mostrar de forma gráfica os resultados sugeridos pela solução proposta. A documentação pode ser acessada pela seguinte endereço <https://osmnx.readthedocs.io/en/stable/>

de destino presente na i -ésimo posição da lista citada e enviar como parâmetro para função de remoção de arestas para que a mesma seja removida do grafo e a busca em profundidade possa assim fazer a procura por rotas válidas na escolha realizada pelo cromossomo do algoritmo genético.

5. Com o algoritmo Genético são criados cromossomos que selecionam posições da lista de mapeamento, ou seja, um subgrafo que possa ser uma possível solução avaliada pela busca em profundidade, que buscará e encontrará rotas válidas.
6. Antes do subgrafo ser enviado à busca em profundidade, é necessário a realização de outro filtro a fim de remover ruídos presentes no grafo que são as arestas não selecionadas pelo cromossomo do AG. O intuito desse filtro é enviar o grafo à *DFS* apenas com as arestas selecionadas pelo cromossomo.
7. As rotas encontradas que são possíveis vias expressas são plotadas dentro do mapa original da cidade de forma gráfica para dar melhor dimensão da rota sugerida pelo AG e para melhor visualização dos resultados.

Na próxima seção serão analisados e mostrados os resultados obtidos com a implementação do método aqui descrito.

5. RESULTADOS

Para validar, o método proposto, foi utilizado o grafo da cidade de Boa Vista-RR, acessado com uso da biblioteca *OSMNX*. Tal grafo pode ser observado graficamente na Figura 3, que mostra o mapa que abrange o perímetro da cidade em questão, tendo um total de 28.338 arestas.

Figura 3. Mapa da Cidade de Boa Vista - RR com total de 28.338 arestas



Observe que o problema proposto pode ser modelado como um problema de decisão, isto é, para cada aresta do grafo o AG pode decidir se ela deve ou não estar presente na rota da via expressa, o que gera uma explosão combinacional (2^E , sendo E o número de arestas). Nesse sentido, a Figura 4 mostra o mapa filtrado, onde foram removidas as arestas das vias residenciais, ficando apenas as vias mais importantes (maior tráfego veicular) da cidade de Boa Vista - RR. Essas vias remanescentes são candidatas viáveis a serem selecionadas pelo AG. O grafo em questão, após o filtro, possui um total de 7.045 arestas, ou seja, uma redução de mais de 21.000 arestas no espaço de busca.

Figura 4. Mapa Filtrado que será usado pelos métodos com total de 7.045 arestas



Destaca-se ainda que, a principal intenção deste estudo é selecionar grandes rotas cíclicas com vias potenciais que possam cobrir locais importantes da cidade, utilizando os operadores de recombinação genética para realizar o processo de evolução dos OGs em experimentos com o AG mono-objetivo *onemax* e com o AG multi-objetivo *NSGA-II*. Nesse sentido, foram realizados quatro experimentos que serão mostrados a seguir:

- No primeiro experimento (Experimento tipo I), o AG *onemax* teve a função de selecionar as arestas do espaço de busca. A função *Fitness* recebe o valor de aptidão do cromossomo (o valor do *onemax*), ou seja, a quantidade de arestas selecionadas no espaço de busca. Neste experimento, a busca em profundidade teve a função de encontrar e validar rotas no espaço de busca selecionado pelo cromossomo do AG.
- No segundo experimento (Experimento tipo II), o AG *onemax* teve a função de selecionar as arestas do espaço de busca. Nesse experimento, a função *Fitness* recebe o valor de aptidão do cromossomo, isto é, a quantidade de *arestas conexas* visitadas na busca de novas rotas. Novamente, a busca em profundidade teve a função de encontrar e validar rotas no espaço de busca selecionado pelo cromossomo do AG. Além disso, a DFS era responsável por retornar a quantidade de arestas conexas que foram visitadas para usar como aptidão do cromossomo.
- No terceiro experimento (Experimento tipo III), foi utilizado o AG *NSGA-II* com 3 (três) objetivos:
 1. Maximizar a quantidade de arestas selecionadas para o espaço de busca (*onemax*);
 2. Maximizar a quantidade de arestas conexas visitadas na busca por rotas na busca em profundidade;
 3. Maximizar a distância percorrida pelas arestas na busca por rotas com a busca em profundidade (somatório das distâncias das arestas);
- No Quarto experimento (Experimento tipo IV), foi utilizado o AG *NSGA-II* com 5 (cinco) objetivos:
 1. Maximizar a quantidade de arestas selecionadas para o espaço de busca (*onemax*);

2. Maximizar a quantidade de arestas conexas visitadas na busca por rotas na busca em profundidade;
3. Maximizar a distância percorrida pelas arestas na busca por rotas com a busca em profundidade (somatório das distâncias das arestas);
4. Maximizar a quantidade de arestas presentes nas rotas encontradas;
5. Maximizar a distância presente no caminho da rota encontrada;

Todos os testes foram executados com a seguinte configuração:

- 500 gerações;
- 50 cromossomos;
- seleção de 5 pares de cromossomos para cruzamento dado a probabilidade;
- probabilidade de cruzamento de 50%;
- probabilidade de mutação de 10%;

Os melhores resultados experimentais foram alcançados usando o AG *NSGA-II* com 5 objetivos à serem maximizados. Na Figura 5, observa-se os valores de aptidão dos cromossomos em relação ao primeiro objetivo (Maximizar a quantidade de arestas selecionadas para o espaço de busca), ou seja, a seleção de arestas do grafo que poderão estar presentes na avaliação das rotas válidas. No gráfico em questão, observa-se:

- Os pontos em azul representam os valores de aptidão dos cromossomos com maiores espaço de busca selecionado em cada *i*-ésima geração;
- Os pontos em vermelho representam à média aritmética dos valores de aptidão de todos os 50 cromossomos do AG;
- Os pontos em verde representam os valores das aptidões dos cromossomos com as menores quantidades de arestas selecionadas no espaço de busca dentre todos os 50 cromossomos do AG.

Dito isto, pode-se observar que o objetivo converge nas últimas gerações, mostrando ter diversidade genética na maior parte do tempo. Nota-se ainda que as soluções evoluíram em praticamente todas as gerações, o que mostra que o espaço de busca foi explorado de forma satisfatória pelo AG.

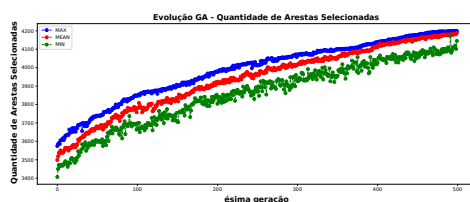


Figura 5. Objetivo I - Quantidade de arestas selecionadas no espaço de busca no Experimento IV

Na Figura 6 pode ser visto os valores de aptidão recebidos pelos cromossomos em relação ao segundo objetivo 'Maximizar a quantidade de arestas conexas visitadas na busca por rotas na busca em profundidade'. Dessa forma, destaca-se:

- Os pontos em azul representam os valores de aptidão dos cromossomos com maiores quantidades de arestas conexas visitadas em cada *i*-ésima geração;

- Os pontos em vermelho representam a média aritmética dos valores de aptidão de todos os 50 cromossomos em cada *i*-ésima geração;
- Os pontos em verde representam os valores de aptidão dos cromossomos com menores quantidades de arestas conexas visitadas em cada *i*-ésima geração.

Dito isto, pode-se observar que o objetivo em questão converge por volta da geração 400, mostrando nas gerações futuras um gráfico em forma de platô nos melhores cromossomos. Além disso, houve muita troca de material genético nos piores cromossomos, o que contribuiu para a evolução dos cromossomos mais aptos.

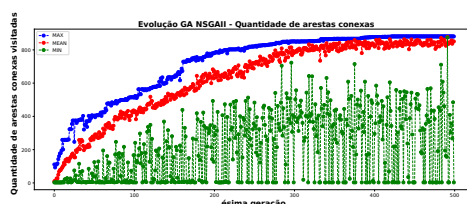


Figura 6. Objetivo II - Quantidade de arestas visitadas no espaço de busca no Experimento IV

Na Figura 7 pode-se observar os valores de aptidão para o terceiro objetivo 'Maximizar a distância percorrida pelas arestas na busca por rotas com a busca em profundidade', ou seja, o somatório dos pesos das arestas visitadas na busca em profundidade que no final resultou na distância total percorrida nas arestas do grafo. No gráfico em questão destaca-se os seguintes pontos:

- Os pontos em azul representam os valores de aptidão dos cromossomos com maiores valores de distância percorrida no grafo em cada *i*-ésima geração;
- Os pontos em vermelho representam a média aritmética de todos os valores de aptidão de todos os 50 cromossomos;
- Os pontos em verde representam os valores de aptidão dos cromossomos com menores valores de distância percorrida no grafo em cada *i*-ésima geração;

Esse último gráfico é diretamente proporcional ao gráfico do segundo objetivo, visto que a quantidade de arestas visitadas (2º objetivo) é diretamente proporcional à distância percorrida nas arestas. Pode-se observar também que ambos os objetivos (1º e 2º objetivos) convergem por volta da geração 420, isto é, observa-se pouca diversidade genética a partir dessa geração.

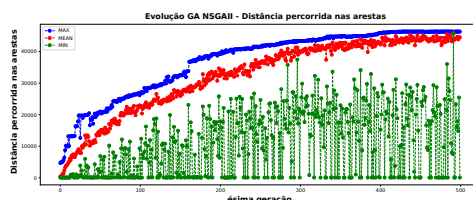


Figura 7. Objetivo III - Distância total percorrida na busca no Experimento IV

No gráfico presente na Figura 8, observa-se os valores de aptidão do quarto objetivo 'Maximizar a quantidade de arestas presentes na rota encontrada', ou seja, a quantidade de arestas presentes na maior rota encontrada. Como restrição, essa rota é válida

se somente se ela possuir mais arestas válidas que a maior rota encontrada nas gerações anteriores. No gráfico em questão destaca-se:

- Os pontos em azul representam os valores de aptidão dos cromossomos com os maiores valores de distância presente na rota em cada i -ésima geração;
- Os pontos em vermelho representam a média aritmética de todos os valores de aptidão de todos os 50 cromossomos;
- Os pontos em verde representam os valores de aptidão dos cromossomos com os menores valores de distância presente na rota em cada i -ésima geração (0 indica a não presença de rota);

O objetivo em questão não converge visto a crescente evolução no gráfico e da grande diversidade genética presente entre os cromossomos, dados os valores máximos, médios e mínimos. Isso indica que os cromossomos estavam com arestas conexas diferentes, gerando resultados diferentes na maior parte do gráfico.

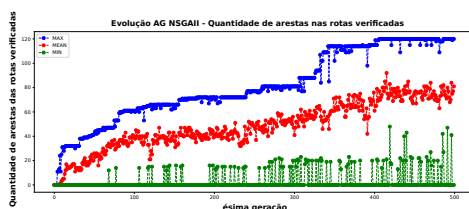


Figura 8. Objetivo IV - Quantidade de arestas encontradas na busca de rotas no Experimento IV

Na Figura 9, observa-se os valores de aptidão do quarto objetivo 'Maximizar a distância presente no caminho da rota encontrada', ou seja, o somatório das distâncias nas arestas presentes na rota encontrada. Novamente, destaca-se que uma rota é validada somente se ela for maior que a rota anteriormente validada nas gerações pretéritas. No gráfico em questão frisa-se:

- Os pontos em azul representam os valores de aptidão dos cromossomos com os maiores valores de distância presente na rota em cada i -ésima geração, caso exista rota encontrada;
- Os pontos em vermelho representam a média aritmética de todos os valores de aptidão de todos os 50 cromossomos;
- Os pontos em verde representam os valores de aptidão dos cromossomos com os menores valores de distância presente na rota em cada i -ésima geração;

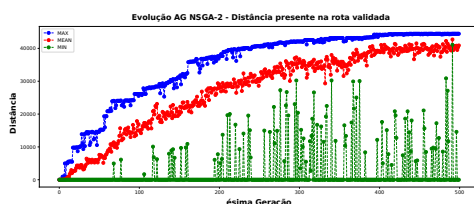


Figura 9. Objetivo V - Distância total presente na rota encontrada no Experimento IV

O gráfico presente na Figura 10 mostra a evolução das rotas encontradas e validadas na fase de procura realizada pela busca em profundidade. O gráfico em questão mostra um total de 40 rotas encontradas e validadas pelo método, sendo que a maior rota apresenta um total de 120 arestas.

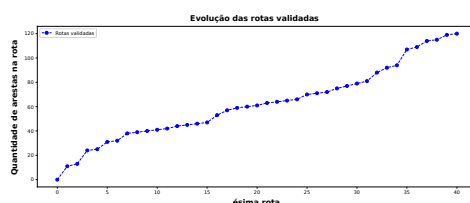


Figura 10. Quantidade de rotas encontradas e a quantidade de arestas presentes na rota

O gráfico presente na Figura 11 mostra o tempo de execução dos 50 cromossomas em cada geração. Como pode ser observado o tempo médio de execução de cada geração ficou na casa dos 30 a 40 segundos de média, o que equivale a aproximadamente meio segundo para validar cada cromossomo, ou seja, duas gerações por segundo. Com isso, tem-se aproximadamente um total de 5 a 6 horas de execução do algoritmo para essa configuração utilizada.

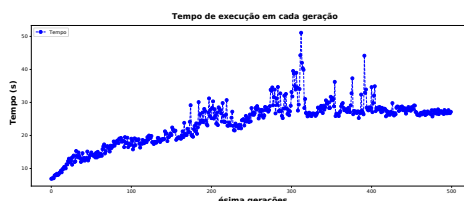


Figura 11. Tempo de execução em cada geração

O mapa presente na Figura 12 mostra a maior rota encontrada pelo AG e validada pela DFS. A rota em questão está marcada com a cor vermelha no mapa da cidade de Boa Vista - RR. Ela apresentando um total de 120 arestas que passam pelas seguintes via da cidade: Avenida Amazonas, Avenida Ville Roy, Rua Araújo Filho, Avenida Glaycon de Paiva, Rua Ajuricaba, Rua Cecília Brasil, Rua Professor Diomedes Souto Maior, Rua Cerejo Cruz, Avenida Nossa Senhora da Consolata, Avenida Presidente Castelo Branco, Avenida Terêncio Lima, Rua Dom Pedro I, Avenida Capitão Ene Garcês, Avenida Forte São Joaquim, Rua Major Manoel Correia, Avenida Major Williams, Rua Valério Magalhães, Rua Coronel Mota, Rua Barão do Rio Branco, Rua Professor Agnelo Bitencourt, Avenida Benjamin Constant, Rua Coronel Pinto, Rua Alfredo Cruz e retorna à Avenida Amazonas formando então um circuito conexo.

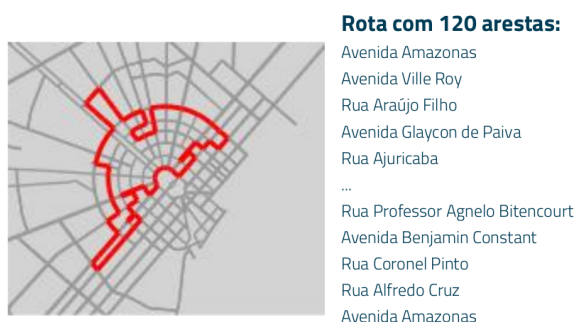


Figura 12. Maior rota validada pelo Experimento IV

O método do experimento IV em questão mostrou resultados superiores aos demais métodos atingindo na maior rota um total de 120 arestas, enquanto os outros experimentos resultaram em rotas com 13, 38 e 46 arestas, respectivamente, dadas as mesmas condições de espaço de busca e configuração de execução. Isso mostra, uma melhora significativa em relação aos outros três métodos.

A seguir, no gráfico presente na Figura 13, mostra-se os resultados da última rodada de testes experimentais realizados. Nesse gráfico (Figura 13), apresenta-se a quantidade de rotas validadas pelos métodos, ou seja, uma nova rota é validada se ela for maior que a rota validada anteriormente. Observa-se o ganho na quantidade de rotas validadas em cada tipo experimental, isto é, em cada tipo experimental houve um ganho no número de arestas válidas das rotas encontradas para formar a via expressa, sendo os resultados menos satisfatórios encontrados no Experimento Tipo I e os resultados mais satisfatórios encontrados no Experimento Tipo IV. De fato, ao combinar o *onemax* com o processo de validação com o DFS e os objetivos estabelecidos no NSGA-II, houve um ganho de mais de 100% no número de vias da via expressa.

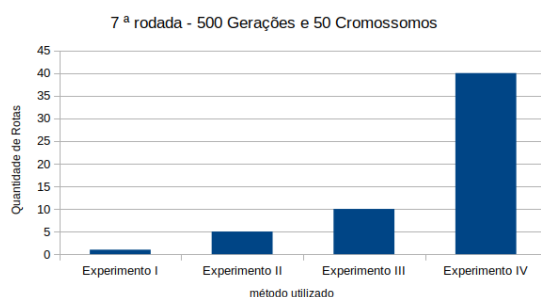


Figura 13. Gráfico da última rodada de testes experimentais - Total de rotas validadas

Já o gráfico presente na Figura 14 mostra os resultados obtidos em cada experimento referente aos mesmos testes realizados no gráfico anterior (Figura 13). Esses dados mostram a quantidade de arestas presentes nas maiores rotas validadas em cada experimento.

Notam-se melhoras significativas dos métodos usando o tipo experimental I para o método usando o tipo experimental II dobrando a quantidade de arestas presentes na maior

rota. Já nas maiores rotas validadas pelos tipos experimentais II e III nota-se resultados semelhantes, isto é, com pouca diferença na quantidade de arestas (Figura 13). Já na maior rota validada pelo tipo experimental IV, obteve-se uma quantidade de arestas superior aos resultados somados dos tipos experimentais I, II e III juntos. Isso mostra que o tipo experimental IV é superior em relação aos outros 3, conseguindo a maior quantidade de rotas e rotas com maiores quantidades de arestas (passa por mais pontos de alto tráfego da cidade). Com efeito, acredita-se que essas rotas tendem a atender maior parte da população, já que elas cobrem pontos de alto tráfego veicular de pontos central da cidade.

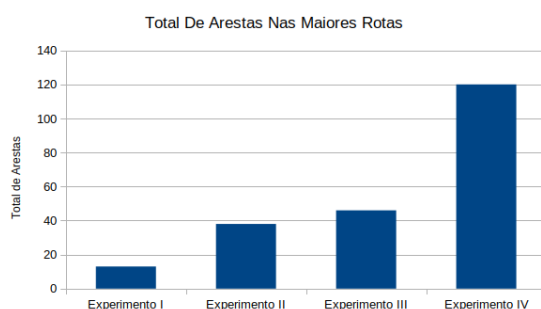


Figura 14. Gráfico da última rodada de testes experimentais - Total de arestas nas maiores rotas

Nos gráficos das Figuras 15 e 16 mostram-se todos os resultados obtidos em um total de 7 (sete) rodadas de testes experimentais.

O gráfico da Figura 15 nos mostra a quantidade de rotas validadas por cada tipo experimental. Percebe-se que os modelos são bastante consistentes ficando do pior para o melhor na quantidade de rotas validadas:

- O Experimento tipo I
- O Experimento tipo II
- O Experimento tipo III
- O Experimento tipo IV

O melhor resultado obtido por cada tipo experimental:

- O tipo experimental I apresenta resultados sempre abaixo de 5 rotas validadas;
- o tipo experimental II conseguiu um total de 10 rotas validadas no melhor caso de teste;
- O tipo experimental III conseguiu no melhor caso de teste um total de aproximadamente 20 rotas validadas;
- O tipo experimental IV conseguiu na melhor rodada de testes aproximadamente 45 rotas validadas.

Esses demonstram mais uma vez a superioridade do método empregado no tipo experimental IV.

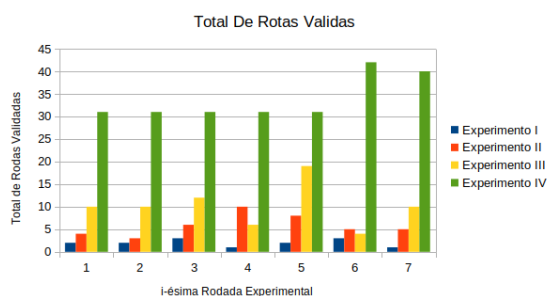


Figura 15. Quantidade de rotas validadas em todos os experimentos realizados

O gráfico da Figura 16 mostra a quantidade de arestas presente nas maiores rotas validadas por cada tipo experimental e em cada rodada de testes. Perceba que os modelos são bastante consistentes na maioria dos testes, ficando do pior para o melhor na quantidade de arestas validadas nas maiores rotas:

- O Experimento tipo I
- O Experimento tipo II
- O Experimento tipo III
- O Experimento tipo IV

O melhor resultado obtido por cada tipo experimental:

- O tipo experimental I apresenta no melhor resultado obtido um total de aproximadamente 40 arestas na maior rota validada;
- o tipo experimental II apresenta no melhor resultado obtido um total de aproximadamente 50 arestas na maior rota validada;
- O tipo experimental III apresenta no melhor resultado obtido um total de aproximadamente 100 arestas na maior rota validada 3 vezes;
- O tipo experimental IV apresenta no melhor resultado obtido um total de 157 arestas na maior rota validada;

Esses dados ratificam a superioridade do método usando o tipo experimental IV em relação aos demais, tanto na quantidade de rotas validadas (quantidade de sugestões de rotas), quanto na quantidade de arestas presentes nas maiores rotas validadas (passam por mais pontos da cidade, logo tem maior chance de atender maior parte da população).

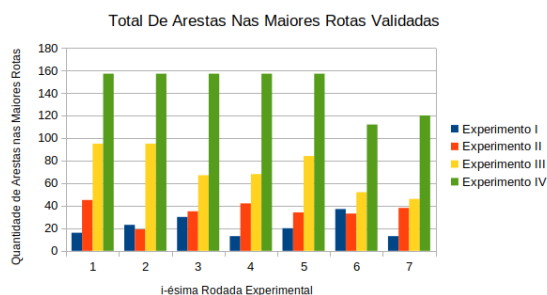


Figura 16. Quantidade de arestas nas maiores rotas validadas em todos os experimentos realizados

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Observou-se que o método *NSGA-II* alcança resultados superiores por extrair os aspectos positivos do *onemax*, por selecionar as arestas potenciais do espaço de busca, e por aplicar a busca em profundidade para maximizar a quantidade de arestas conexas. Com efeito, encontra-se rotas válidas que formam circuitos cíclicos e conexos, ou seja, selecionou-se cada parte do trajeto sem deixar falhas em todo percurso. Ademais, destaca-se que as arestas formam caminhos validos nas ruas por conta do grafo ser direcionado. Ainda, com os objetivos de maximização de quantidade de arestas e distância das rotas, tem-se rotas que cobrem uma parte substancial dos pontos centrais (com alto tráfego veicular) da cidade.

Além disso, como restrição, a rota que forma a via expressa deve obrigatoriamente formar um circuito que corresponda a um subgrafo do grafo da cidade em questão, que deve sempre começar e terminar no terminal de ônibus do centro cívico. Este terminal foi escolhido por ser um local com grande concentração de usuários do serviço de transporte público da cidade de Boa Vista-RR. Destaca-se ainda que o terminal supracitado apresenta uma vantagem estratégica por conta da grande quantidade de vias que levam às áreas mais afastadas da cidade e pelo fato da proximidade do terminal apresentar uma forma de leque que conecta às principais avenidas de escoamento da cidade em direção aos bairros mais afastados. É importante frisar que as rotas validadas respeitam as direções das vias pelo simples fato do grafo ser modelado de acordo com as orientações reais presentes nas vias.

Vale ressaltar ainda que quanto mais longe do centro a via estiver mais difícil será que ela pertença a rota da via expressa. Uma justificativa para isso é o simples fato que a busca começa a ser feita a partir do terminal de ônibus, já que o terminal deve fazer parte do trajeto validado pela busca em profundidade. Dessa forma, o caminho deve estar selecionado sem falha (subgrafo conexo) em todo percurso.

Por fim, a melhor solução encontrada neste estudo para formar a via expressa de ônibus na cidade de Boa Vista-RR é formada por um total de 120 arestas que passam pelas seguintes via da cidade: Avenida Amazonas, Avenida Ville Roy, Rua Araújo Filho, Avenida Glaycon de Paiva, Rua Ajuricaba, Rua Cecília Brasil, Rua Professor Diomedes Souto Maior, Rua Cerejo Cruz, Avenida Nossa Senhora da Consolata, Avenida Presidente Castelo Branco, Avenida Terêncio Lima, Rua Dom Pedro I, Avenida Capitão Ene Garcês, Avenida Forte São Joaquim, Rua Major Manoel Correia, Avenida Major Williams, Rua Valério Magalhães, Rua Coronel Mota, Rua Barão do Rio Branco, Rua Professor Agnelo Bitencourt, Avenida Benjamin Constant, Rua Coronel Pinto, Rua Alfredo Cruz e retorna à Avenida Amazonas formando então um circuito conexo.

Apesar do método ter sido aplicado como prova de conceito somente na cidade de Boa Vista-RR, acredita-se que o algoritmo genético multiobjetivo descrito neste estudo pode ser aplicado em outros centros urbanos para formação de rotas para compor vias expressas de ônibus. Além disso, como trabalhos futuros, pretendemos realizar um estudo para avaliar se ao modificar os objetivos do método também é possível usá-lo para a validação de rotas para compor ciclovias.

Finalmente, uma lição aprendida com base no nosso primeiro experimento (Experimento Tipo I) é que o alto número de arestas selecionadas pelo *onemax* não torna à validação de rotas pela *DFS* eficiente. Uma razão para isso é que o *onemax* seleciona as



arestas das vias aleatoriamente e, assim, o algoritmo genético necessita de muito tempo para produzir espaços de buscas com alternativas viáveis para a exploração e validação do DFS (através principalmente dos operadores de cruzamento e mutação). Em outras palavras, o *onemax* é responsável apenas por escolher os cromossomos que tenham mais arestas selecionadas, mas não leva em conta que elas devem ser conexas para terem rotas grandes validadas, ou seja, ele seleciona muitas arestas fragmentadas.

7. REFERÊNCIAS

Referências

- Abraham, D. J., Blum, A., and Sandholm, T. (2007). Clearing algorithms for barter exchange markets: Enabling nationwide kidney exchanges. In *Proceedings of the 8th ACM conference on Electronic commerce*, pages 295–304. ACM.
- Beevers, S., Carslaw, D., Westmoreland, E., and Mittal, H. (2009). Air pollution and emissions trends in london. *King's College London report to Defra*.
- BenitesParadedada, D., Junior, W. K., and Carlson, R. C. (2014). Implantação de faixas exclusivas para ônibus: Efeito da troca modal no tráfego de automóveis.
- Boeing, G. (2017). Osmnx: New methods for acquiring, constructing, analyzing, and visualizing complex street networks. *Computers, Environment and Urban Systems*, 65:126–139.
- CARVALHO, B. B. M. (2016). Roraima já possui 197 mil veículos.
- Cheng, C. D. and Kosorukoff, A. (2004). Interactive one-max problem allows to compare the performance of interactive and human-based genetic algorithms. In Deb, K., editor, *Genetic and Evolutionary Computation – GECCO 2004*, pages 983–993, Berlin, Heidelberg. Springer Berlin Heidelberg.
- Cormen, T. H. (2012). *Algoritmos Teoria e Prática*. Elsevier, 3ª edição edition.
- de Araujo, S. A., Librantz, A. F. H., and Alves, W. A. L. (2007). Uso de algoritmos genéticos em problemas de roteamento de redes de computadores. *Exacta*, 5(2):321–327.
- de Oliveira, R. M., Machado, E. L., and de Prince, D. (2017). Impactos da adoção de faixas exclusivas de ônibus: uma análise do caso de são paulo.
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., and Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2):182–197.
- Giguere, P. and Goldberg, D. E. (1998). Population sizing for optimum sampling with genetic algorithms: A case study of the onemax problem. *Genetic Programming*, 98:496–503.
- Goldberg, D. E. (1989). Genetic algorithms in search. *Optimization, and Machine Learning*.
- Guide, U. B. D. (2011). National association of city transportation officials. *New York*, 8.
- IBGE (2019). População do brasil.



- Pacheco, M. A. C. et al. (1999). Algoritmos genéticos: princípios e aplicações. *ICA: Laboratório de Inteligência Computacional Aplicada. Departamento de Engenharia Elétrica. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Fonte desconhecida*, page 28.
- Paradedda, D. B. et al. (2015). Implantação de faixas exclusivas para ônibus: efeito da troca modal no tráfego.
- Pereira, F., Oliveira, E., Fernandes, D., de Carvalho, L. S. G., and Junior, H. (2019a). Otimização e automação da predição precoce do desempenho de alunos que utilizam juízes online: uma abordagem com algoritmo genético. In *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)*, volume 30, page 1451.
- Pereira, F. D., Fonseca, S. C., Oliveira, E. H., Oliveira, D. B., Cristea, A. I., and Carvalho, L. S. (2020). Deep learning for early performance prediction of introductory programming students: a comparative and explanatory study. *Brazilian journal of computers in education.*, 28:723–749.
- Pereira, F. D., Oliveira, E. H., Fernandes, D., and Cristea, A. (2019b). Early performance prediction for cs1 course students using a combination of machine learning and an evolutionary algorithm. In *2019 IEEE 19th International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)*, volume 2161, pages 183–184. IEEE.
- Pereira, F. D., Oliveira, E. H. T., and Oliveira, D. F. B. (2018). Uso de um método preditivo para inferir a zona de aprendizagem de alunos de programação em um ambiente de correção automática de código. Mestrado em informática, Universidade Federal do Amazonas, Manaus.
- Raimann, E. et al. (2007). Geração de rotas urbanas virtuais usando algoritmos genéticos.
- Raimann, E., Wagner Ribeiro, M., Cardoso, A., and Lamounier Jr, E. (2019). Modelagem de rotas turísticas urbanas usando algoritmos genéticos.
- Raquel, C. R. and Naval Jr, P. C. (2005). An effective use of crowding distance in multi-objective particle swarm optimization. In *Proceedings of the 7th annual conference on Genetic and evolutionary computation*, pages 257–264. ACM.
- Ribeiro¹, S. and do Amaral¹, L. R. (2013). Visualização de informação de redes de esgoto planejadas geradas por algoritmos genéticos.
- Russell, N. (2004). *Inteligência artificial: tradução da segunda edição /Stuart Russell, Peter Norvig*. Elsevier, 2^a edição edition.
- Silva, G. A. d. (2005). Considerações sobre as características de vias exclusivas para o ônibus urbano: uma contribuição para estudos de implantação.
- Srinivas, N. and Deb, K. (1994). Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. *Evolutionary Computation*, 2(3):221–248.
- Tu, J. and Yang, S. X. (2003). Genetic algorithm based path planning for a mobile robot. In *2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No. 03CH37422)*, volume 1, pages 1221–1226. IEEE.
- Zhang, L. and Lau, S. (2005). Constructing university timetable using constraint satisfaction programming approach. In *Proceedings of the International Conference on*



Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce Vol-2 (CIMCA-IAWTIC'06) - Volume 02, CIMCA '05, pages 55–60, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.