

Mapeamento Automático de Rotas para Vias de ônibus: uma Abordagem com Algoritmos Evolutivos 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. *Studies indicate that the Brazilian population is next to 209 million inhabitants and one of the problems faced is the increase in the number of vehicles that causes an increase in pollution, traffic congestion and long waiting times for public transport, making it an unattractive option in the eyes of the consumers. Public transport is a fundamental service for the economic and social development of cities and people. The service needs to be in addition to being safe, fast and efficient to meet the demand demanded by the population. An alternative already adopted in large Brazilian cities such as Curitiba, Porto Alegre, Belo Horizonte and São Paulo is the implementation of express lanes for public transport buses. In this sense, the present work aimed to propose and validate a heuristic method to select topologies from different expressway routes for buses, through the selection of edges given the graph of Boa Vista-RR. The method selects routes that pass through the bus terminal and on roads with high demand for vehicles forming a circuit with beginning and end at the city bus terminal. Thus, a bus traveling on this expressway would potentially have high turnover. The best results were achieved using the NSGA-II genetic algorithm, generating a route that covers 120 edges of the graph represented by city avenues in a total of 500 generations. It should also be noted that the method can be generalized to other experimental scenarios, potentially being applied in other urban centers with a network of avenues and at least one bus terminal.*

Resumo. *Estudos apontam que a população brasileira é próxima de 209 milhões de habitantes e um dos problemas enfrentados é o aumento no número de veículos que provoca o aumento da poluição, engarrafamento e longas esperas por transporte público, tornando-o uma opção pouco atrativa aos olhos dos consumidores. O transporte público é um serviço fundamental para o desenvolvimento econômico e social das cidades e das pessoas. O serviço precisa ser além de seguro, rápido e eficiente para suprir a demanda exigida da população. Uma alternativa já adotada nas grandes metrópoles brasileiras como Curitiba, Porto Alegre, Belo Horizonte e São Paulo é a implementação de faixas expressas para ônibus do transporte coletivo. Nesse sentido, o presente trabalho teve como objetivo propor e validar um método heurístico para selecionar topologias de diferentes rotas de vias expressas para ônibus, por meio da seleção de arestas dado grafo da cidade de Boa Vista-RR. O método seleciona rotas que passem impreterivelmente pelo terminal de ônibus e por vias com alta demanda de veículos formando um circuito com início e fim no terminal de ônibus da*

cidade. Dessa forma, um ônibus que se desloca por essa via expressa teria potencialmente alta rotatividade. 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 em um total de 500 gerações. 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 é cerca de 209 milhões de habitantes e um dos problemas enfrentados com esse crescimento populacional é o considerável aumento de veículos, o que gera: 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 expressas para ônibus [Silva 2005]. Essas vias expressas funcionam, exclusivas ou não, dedicada à circulação de transportes públicos que por sua vez é implantada em vias geralmente urbanas. Em outras palavras, é uma via 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 seja, ao meio de duas avenidas ou na faixa mais a 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]. beevers2009air 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 $G' \subseteq G$. Observe que, a tarefa de selecionar as vias que irão compor uma via expressa pode ser representada pelo 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.

Pensando nisso, o presente estudo têm o proposito de selecionar rotas que formem ciclos que maximizem o número de vias com alta demanda e que passe impreterivelmente por um terminal de ônibus da cidade. A escolha pela cidade, de Boa Vista - RR, se deu por

apesar de Roraima haver mais de 590 mil habitantes de acordo com os dados de 2019 do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) [IBGE 2019] e em decorrência do número de habitantes o seu sistema de trânsito da cidade apresenta problemas de mobilidade urbana que segundo [CARVALHO 2016] diz que 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 no tempo total de deslocamento, dando maior prestígio aos utilizadores do serviço.

Visto que algoritmos genéticos apresentam ótimas alternativas para problemas de aproximação, 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 busca, 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 impactos, 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 benitesparadedaimplantacao, 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. 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]. 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 cromossomo 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].

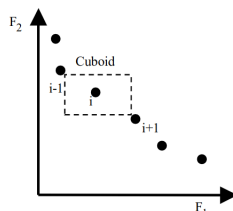
Segundo pacheco1999algoritmos a mutação é um operador exploratório que tem

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 996017 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 doi:10.1162/evco.1994.2.3.221, 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 raquel2005 *effective 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 $O(N \cdot M \cdot (V + E))$, 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 utilizadas 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 raimann2007geracao 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 consiste 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 a 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

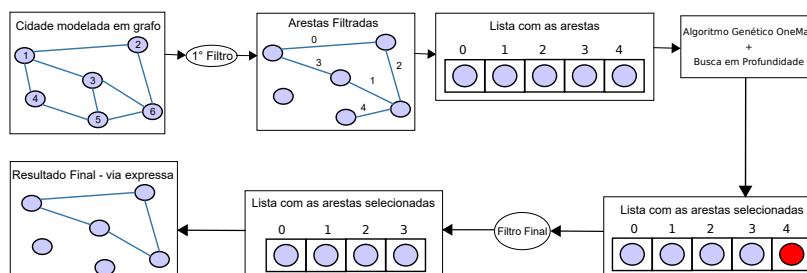
selecionado pelos cromossomos.

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 um como um dos objetivos a ideia do *onemax* que serve para selecionar as arestas que irão compor o espaço de busca dentre outros objetivos como: distancia 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 expressão. Em seguida serão apresentadas às explicações de cada etapa detalhadamente.

Figura 2. Arquitetura proposta



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, serão 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

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/>

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 pegar o vértice de origem e o vértice de destino presente na i -ésima posição da lista citada e envia como parâmetro para função de remoção de arestas para que a mesma seja removidas do grafo e a busca em profundidade possa assim fazer a busca por rotas validas na escolha realizada pelo cromossomo do algoritmo genético.

5. Com o algoritmo Genético serão criados cromossomos que selecionarão posições da lista de mapeamento, ou seja, um subgrafo que possa ser uma possível solução que será então enviada à busca em profundidade que buscará e encontrará rotas válidas.
6. Antes do subgrafo ser enviado à busca em profundidade, será necessário a realização de outro filtro a fim de remover ruídos presentes no grafo que serão as arestas não selecionadas pelo cromossomo do AG. O intuito desse filtro será enviar o grafo à *DFS* apenas com as arestas selecionadas pelo cromossomo.
7. As rotas encontradas que serão possíveis vias expressas serão 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 fornecido pela 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 da cidade de Boa Vista - RR que serão candidatas a serem selecionadas pelo AG. O grafo em questão após o filtro ficou com um total de 7.045 arestas, ou seja, uma redução de mais de 21.000 arestas no espaço de busca o que permite uma redução significativa de opções no espaço de busca.

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



Comparando a Figura 3 com a Figura 4, observe que houve uma grande redução do número de arestas do mapa reduzindo então a complexidade do espaço de busca. Isso ocorreu, em função da aplicação do '1º filtro' que removeu as arestas das vias residenciais resultando em vias importantes da cidade, que de fato são reais candidatas que podem ser utilizadas para pertencer a uma possível rota da via expressa e com isso diminuindo a complexidade do espaço de busca saindo de um total de 28.000 arestas para cerca de 7.000 arestas no espaço de busca.

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 algoritmos genéticos em experimentos com o AG mono-objetivo *onemax* e com o AG multi-objetivo *NSGA-II*. Nesse sentido, foram realizados quatro experimentos que serão mostrado a seguir:

- No primeiro experimento, o AG *onemax* teve a função de selecionar as arestas do espaço de busca, a função *Fitness* recebe o valor de aptidão do cromossomo sendo o valor do *onemax*, ou seja, a quantidade de arestas selecionadas no espaço de busca e a busca em profundidade teve a função de buscar, encontrar e validar rotas no espaço de busca selecionado pelo cromossomo do AG.
- No segundo experimento, o AG *onemax* teve a função de selecionar as arestas do espaço de busca, a função *Fitness* recebe o valor de aptidão do cromossomo sendo o valor da quantidade de arestas conexas visitadas na busca à procura novas rotas e a busca em profundidade teve a função de buscar, encontrar e validar rotas no espaço de busca selecionado pelo cromossomo do AG e retornar a quantidade de arestas conexas que foram visitadas para usar como aptidão do cromossomo.

- No terceiro experimento, foi utilizado o AG *NSGA-II* maximizando com 3 (três) objetivos sendo eles:
 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, foi utilizado o AG *NSGA-II* maximizando com 5 (cinco) objetivos sendo eles:
 1. A quantidade de arestas selecionadas para o espaço de busca (*onemax*);
 2. A quantidade de arestas conexas visitadas na busca por rotas na busca em profundidade;
 3. A distância percorrida pelas arestas na busca por rotas com a busca em profundidade (somatório das distâncias das arestas);
 4. A quantidade de arestas presentes nas rotas encontradas;
 5. 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 'Quantidade de arestas selecionadas para o espaço de busca', ou seja, a seleção de arestas do grafo que poderão estar presentes na avaliação das rota válidas que têm o objetivo de maximizar a quantidade de arestas presentes no espaço de busca. 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 os 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 potencial.

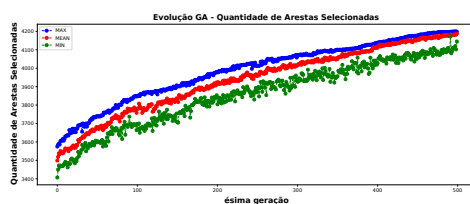


Figura 5. Objetivo I - Quantidade de arestas selecionadas no espaço de busca no Experimento IV

Na Figura 6 pode ser visto os valores de aptidão recebidos pelos cromossomos em relação ao segundo objetivo '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.

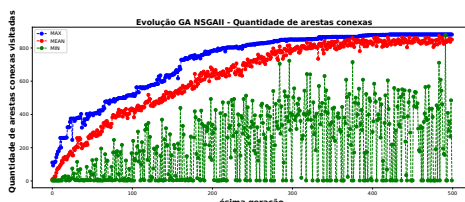


Figura 6. Objetivo II - Quantidade de arestas visitadas no espaço de busca no Experimento IV

Na Figura 7 pode-se observar os valores de aptidão para o terceiro objetivo 'Distância percorrida pelas arestas na busca por rotas com a busca em profundidade', ou seja, o somatório dos tamanhos 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 a distância percorrida nas arestas. Pode-se observar também que o objetivo converge por volta da geração 420, visto que, a seleção de arestas no espaço de busca (1º objetivo) também pareceu querer convergi visto que os cromossomos ficaram com pouca diversidade genética ao final das gerações.

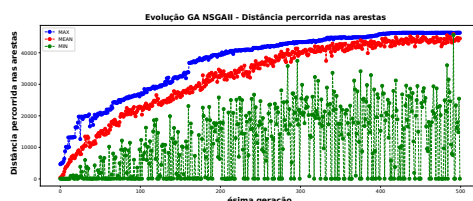


Figura 7. Objetivo III - Distância total percorrida na busca no Experimento IV

No gráfico presente na Figura 8, observa-se os valores de aptidão do quarto objetivo 'Quantidade de arestas presentes na rota encontrada', ou seja, a quantidade de arestas presente na maior rota encontrada mas que não necessariamente será validada dado ao fato que para ser validada ela deve ser maior que a última validada. 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, média e mínima mostrando que os cromossomos estavam com arestas conexas diferentes dando resultados diferentes na maior parte do gráfico.

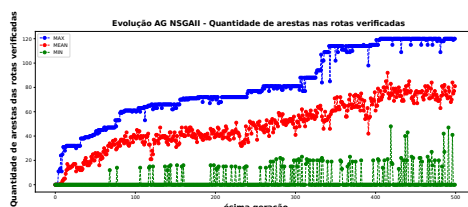


Figura 8. Objetivo IV - Quantidade de arestas encontradas na busca de rotas no Experimento IV

O gráfico presente na Figura 9 observa-se os valores de aptidão do quarto objetivo 'Distância presente no caminho da rota encontrada', ou seja, o somatório das distâncias presentes nas arestas presentes na rota encontrada. Veja que uma rota é validada somente se ela for maior que a rota anteriormente validada. 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;

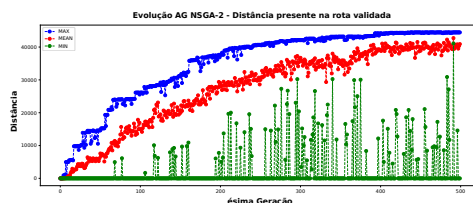


Figura 9. Objetivo V - Distância total presente na rota encontrada no Experimento IV

O gráfico presente na Figura 10 mostra a evolução das rotas encontradas e validadas na fase de busca realizada pela busca em profundidade no espaço de busca em que os cromossomos selecionaram para validação. 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.

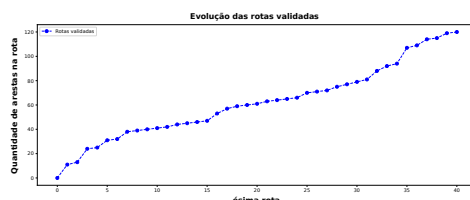


Figura 10. Quantidade de rotas encontradas e a quantidade de arestas presentes na rota

O gráfico presente na Figura 11 mostra-se o tempo levado para execução dos 50 cromossomos 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 da aproximadamente meio segundo para validar cada cromossoma, ou seja, duas gerações por segundo aproximadamente e um total de aproximadamente 5 a 6 horas de execução total do algoritmo para essa configuração utilizada que foi descrita no início da sessão.

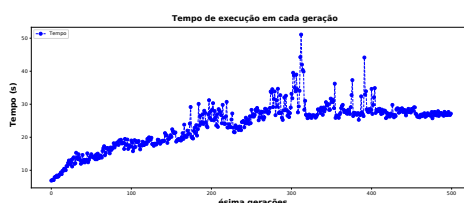


Figura 11. Tempo de execução em cada geração

O mapa presente na Figura 12 mostra-se 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.

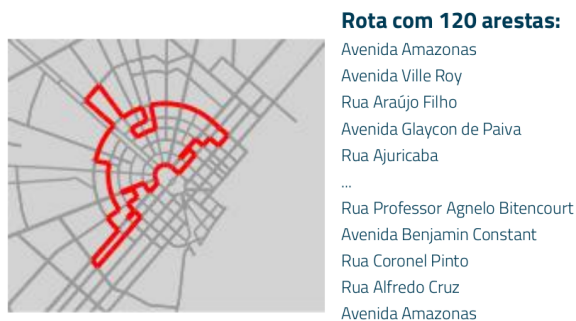


Figura 12. Maior rota validada pelo Experimento IV

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

A seguir, no gráfico presente na Figura 13 mostram-se os resultados da última rodada de testes experimentais realizados. O gráfico em questão mostra os resultados na análise realizada na sessão anterior e agora pode-se ser vistos lado a lado para melhor visualização dos resultados obtidos.

No gráfico da Figura 13 apresenta-se à 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 de experimental mostrando que o *onemax* combinado à *DFS* e adicionando mais dados viraram os objetivo do *NSGA-II* mostraram resultados muito melhores, mais que dobrando de um experimento para o outro na quantidade de rotas validadas.

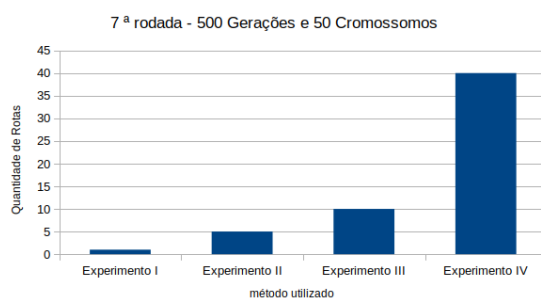


Figura 13. Gráfico da última rodada de testes experimentais - Total de rotas validadas

Já o gráfico presente na Figura 14 mostram 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 com pouca diferença na quantidade de arestas (Figura 13), já na maior rota validada pelo tipo experimental IV ele conseguiu uma quantidade de arestas muito superiores aos resultados somados dos tipos experimentais I, II e III juntos. Isso mostra que o tipo experimental IV é muito melhor em relação aos outros 3, conseguindo maiores quantidade de rotas e rotas com maiores quantidades de arestas (passa por mais cantos da cidade) assim escolhendo rotas que possam atender maior parte da população.

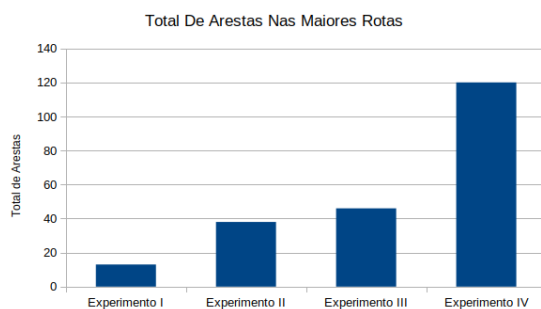


Figura 14. Gráfico da última rodada de testes experimentais - Total de arestas nas maiores rotas

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 dados mostram a superioridade do método usando o tipo experimental IV em relação aos demais.

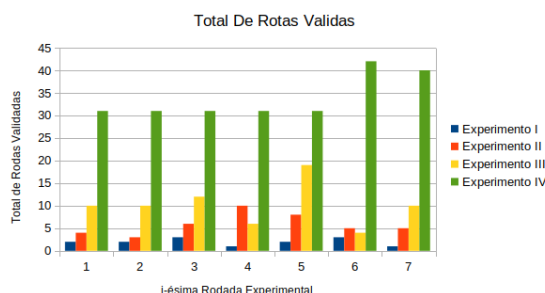


Figura 15. Quantidade de rotas validadas em todos os experimentos realizados

O gráfico da Figura 16 mostra-nos 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 resultados obtido um total de aproximadamente 40 arestas na maior rota validada;
- o tipo experimental II apresenta no melhor resultados obtido um total de aproximadamente 50 arestas na maior rota validada;
- O tipo experimental III apresenta no melhor resultados obtido um total de aproximadamente 100 arestas na maior rota validada 3 vezes;
- O tipo experimental IV apresenta no melhor resultados obtido um total de 157 arestas na maior rota validada;

Esses dados mostram a superioridade do método usando o tipo experimental IV em relação aos demais métodos novamente, 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).

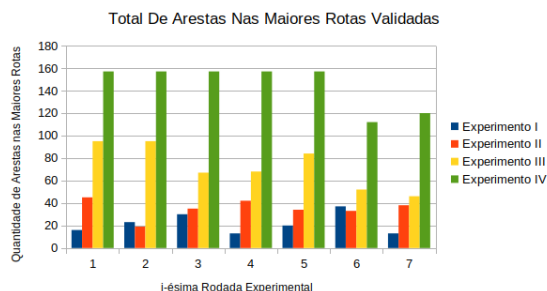


Figura 16. Quantidade de arestas nas maiores rotas validadas em todos os experimentos realizados

Como pôde-se demonstrar, diante dos dados obtidos, o método usando o tipo experimental IV obteve resultados muito superiores em todos os aspectos. Ele mostrou ser o mais robusto e eficiente diante dos métodos ao qual ele foi comparado.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Conforme os resultados apresentados, onde os métodos foram comparados sob as mesmas condições, nota-se que o método *NSGA-II* alcança resultados superiores por extrair os aspectos positivos do *onemax* por selecionar as arestas do espaço de busca, a busca em profundidade por maximizar a quantidade de arestas conexas. Com efeito, encontra-se rotas válidas que formam circuitos cíclicos e conexos, ou seja, seleciona cada parte do trajeto sem deixar falhas em todo percurso e o principal segue os caminhos validos nas ruas por conta do grafo direcionado.

Ainda foram adicionado mais 2 objetivos exclusivos para as rotas encontradas sendo quantidade de arestas presentes na rota encontrada e distância total presente no somatório das arestas presentes nas rotas. Porém, a rota deve obrigatoriamente formar um circuito que corresponda a um subgrafo do grafo da cidade em questão, que deve sempre começa e termina 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 de o grafo ser modelado de acordo com as orientações reais presentes nas vias.

Uma lição aprendida com a configuração do experimento I é que diferente do que acreditava-se inicialmente, que o alto número de arestas selecionadas pelo *onemax*

não torna a validação de rotas pela *DFS* eficiente, já que o mesmo 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, visto que ele está apenas aprendendo a 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 aleatoriamente e fragmentadas.

Já no tipo do experimento II, provou-se ser mais eficiente em relação ao tipo de experimento I pelo simples fato de utilizar o *onemax* para controlar as arestas selecionadas do espaço de busca enquanto a busca em profundidade ficou responsável por buscar, encontrar e validar as rotas como acontece em todos os experimentos apresentados. Porém, com a diferença de que a função de avaliação levaria em consideração a quantidade de arestas conexas que um cromossomo tenha selecionado que é o que levará a encontrar rotas maiores e com mais eficiência.

Já o tipo de experimento III utiliza o *NSGA-II* com 3 objetivos que mostrou-se o mais eficiente dos três, quando o assunto é encontrar rotas válidas e controlar o espaço de busca na obtenção de rotas com maiores quantidades de arestas. Isso ocorre pelo fato dele pegar os pontos fortes dos métodos anteriores e usá-los em conjunto em um único método. O *NSGA-II* é um algoritmo para soluções multi-objetivo em que cada objetivo presente neste método são as junções dos métodos anteriores do tipo experimental I e II. Ele mostrou-se muito mais eficiente ao conseguir de forma consistente validar rotas maiores que os dois supracitados nos 2 parágrafos.

Já o tipo de experimental IV usando o *NSGA-II* com 5 objetivos sendo os 3 primeiros iguais ao experimental III com a adição de 2 objetivos referentes as rotas encontradas, visto que, possuir essas informações eleva a escolha dos cromossomos realmente mais aptos que são os que possuem rotas maiores encontradas e que essas rotas possam evoluir cada vez mais. Portanto, diante dos dados analisados foi possível concluir que sem dúvidas esse método foi o mais eficiente e eficaz quanto a validar muitas rotas e rotas maiores com grandes quantidades de arestas o que acaba sendo o mais interessante visto o foco do problema e dado a capacidade de evoluir com mais rapidez na validação de rotas em relação ao outros métodos construídos e analisados neste trabalho.

Vale ressaltar ainda que quanto mais longe do centro a via estiver mais difícil será para pertencer a rota da via expressa pelo simples fato que a busca começa a ser feita a partir do terminal de ônibus do centro cívico ou que pelo menos o terminal faça parte do trajeto validado pela busca em profundidade e por conta que o caminho deve estar selecionado sem falha em todo percurso.

Portanto, o método com tipo experimental IV mesmo sendo mais lento em relação ao tempo de execução se comparado aos métodos mono-objetivo como dos tipos experimentais I e II apresentam resultados potencialmente mais eficientes, tanto no quesito de controlar melhor o espaço de busca como de proporcionar melhores arestas conexas para que a busca em profundidade pudesse validar rotas com maiores quantidades de arestas. Portanto, isso tudo reflete diretamente no foco do problema, quanto maior o caminho validado maiores são as chances de atender maior parte da população com a rota de via expressa expressa para o transporte público coletivo.

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.
- 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.
- 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.
- 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, 2ª edição edition.



- Silva, G. A. d. (2005). Considerações sobre as características de vias exclusivas para o ônibus urbano: uma contribuição para estudos de implantação.
- 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.