

1

Uma metodologia baseada em Agentes e Algoritmos Genéticos para a redução da poluição: um estudo de caso dos tempos de semáforos no centro da cidade de Rio Grande/RS

Míriam Blank Born¹, Diana Francisca Adamatti², Marilton Sanchotene de Aguiar³,
Weslen Schiavon de Souza⁴

Resumo

Na atualidade, a mobilidade urbana e a qualidade do ar são assuntos de destaque, devido ao tráfego intenso de veículos e a emissão de poluentes dissipada na atmosfera. Na literatura foi proposto um modelo de controle otimizado de semáforo utilizando Algoritmos Genéticos (AG). Estes algoritmos foram introduzidos neste contexto de controle de tráfego, buscando possíveis soluções para a problemática de semáforos nos grandes centros urbanos. A análise da dispersão de poluentes torna-se um aspecto importante de ser estudado e analisado, para que soluções viáveis sejam implantadas visando a melhoria do tráfego urbano e da qualidade do ar. Assim, o estudo da dispersão de poluentes e de Algoritmos Genéticos, com abordagem baseada em agentes, juntamente com simulações realizadas no simulador de mobilidade urbana SUMO (*Simulation of Urban Mobility*), buscam soluções satisfatórias para tais problemas. O AG realiza o cruzamento dos cromossomos, neste caso os tempos dos semáforos, apresentando os melhores tempos de sinal verde e o somatório de cada um dos poluentes a cada ciclo de simulação. As simulações foram realizadas, os resultados obtidos comparados e as análises mostraram que a utilização do Algoritmo Genético é bastante promissor neste contexto.

Palavras-chave: Qualidade do ar. Algoritmos Genéticos. Rio Grande/RS. SUMO. Dispersão de Poluentes.

Abstract

Nowadays, urban mobility and air quality issues are prominent, due to the heavy traffic of vehicles and the emission of pollutants dissipated in the atmosphere. In the literature, a model of optimal control of traffic lights using Genetic Algorithms (GA) has been proposed. These algorithms introduced in the context of control traffic, in order to search for possible solutions to the problems of traffic lights in major urban centers. The analysis of pollutant dispersion becomes an important aspect to be studied and evaluated, so viable solutions are deployed in order to improve the urban traffic and air quality. Thus, the study of the dispersion of pollutants and Genetic Algorithms with simulations performed in Urban Mobility Simulator SUMO (*Simulation of Urban Mobility*), seek satisfactory solutions to such problems. The GA uses the crossing of chromosomes, in this case the times of the traffic lights, featuring the finest green light times and the sum of each of the pollutants each simulation cycle. The results of the simulations showed that the use of the genetic algorithm is very promising in this context.

Keywords: Air quality. Genetic Algorithms. Rio Grande/RS. SUMO. Dispersion of pollutants.

¹ Universidade Federal do Rio Grande, Avenida Itália, Km 8 s/n, E-mail: miriamborn@gmail.com

² Universidade Federal do Rio Grande, Avenida Itália, Km 8 s/n, E-mail: dianaada@gmail.com

³ Universidade Federal de Pelotas, Rua Gomes Carneiro, nº 01, E-mail: marilton@inf.ufpel.edu.br

⁴ Universidade Federal de Pelotas, Rua Gomes Carneiro, nº 01, E-mail: wsdsouza@inf.ufpel.edu.br

1 Introdução

Atualmente, a frota de veículos nos grandes centros urbanos cresce de forma elevada a cada ano, segundo dados do Departamento Nacional de Trânsito (DENATRAN), causando problemas de tráfego aos motoristas, aos pedestres e ao meio ambiente. Segundo (TURKY; AHMAD; YUSOFF, 2009), cerca de 500 mil pedestres são mortos nos cruzamentos de semáforos da China e da Espanha (TURKY; AHMAD; YUSOFF, 2009). Entretanto, o problema da mobilidade de pedestres afeta cidades de todo o mundo, permitindo que a população torne-se vulnerável à atividade de caminhada, por exemplo. Os controladores de semáforos convencionais alteram-se de maneira constante, sendo que este sistema calcula o tempo de ciclo com base na carga média de tráfego, desconsiderando a dinâmica natural do mesmo, agravando problemas de congestionamento e contribuindo desmedidamente com a dispersão de poluentes na atmosfera. Em pesquisas realizadas para este estudo de caso, os Algoritmos Genéticos (AG) obtiveram resultados satisfatórios, considerando o seu desempenho. Os AG mostraram-se uma heurística interessante e com implementação consideravelmente rápida e simples. No entanto, o estudo da dispersão de poluentes neste contexto de tráfego de veículos, um dos causadores do grande índice de poluição no meio ambiente, e o controle de semáforos torna-se de extrema importância, justificando assim o propósito deste trabalho. Através de novas técnicas e modelos inteligentes de sistemas de semáforos pode-se melhorar o fluxo, tanto de veículos como de pedestres, para que o trânsito seja viável a todos e diminua a emissão e dispersão de poluentes no meio ambiente, melhorando assim a qualidade do

ar. Desta forma, a proposta do presente trabalho é desenvolver um algoritmo genético, que simule as junções do centro da cidade de Rio Grande/RS, onde o tráfego de veículos é intenso, visto que a população do município teve um crescimento elevado devido à concentração de empresas do polo naval. O simulador SUMO (*Simulation of Urban Mobility*) (KRAJZEWICZ; EDMANN; BEHRISCH; BIEKER, 2012) será utilizado para os cenários de simulação, assim como uma análise da dispersão de poluentes através do controle de semáforos nesta área específica. O SUMO é um simulador microscópico de trânsito, que foi desenvolvido em 2001 pelo Centro Aeroespacial Alemão (DLR), com o intuito de auxiliar a comunidade de pesquisa de tráfego de veículos com uma ferramenta onde algoritmos pudessem ser implementados e avaliados, sem a necessidade de obter um tráfego completo de simulação. Possui código aberto e licenciado pela GPL (*General Public License*), portátil e projetado para simular modelagens de redes rodoviárias de grande porte. Nos últimos anos, SUMO obteve uma considerável evolução em seus utilitários para a modelagem de tráfego, como importador de rede de vias com capacidade de leitura em diferentes formatos, utilitários de geração de demanda e roteamento e simulação de alto desempenho. O ambiente de simulação do SUMO é um recurso que pode ser visto como um sistema multiagente e os veículos e semáforos inseridos neste, são os agentes da aplicação. Contudo, este trabalho aborda um tema relevante para a sociedade, buscando a interação da área de Inteligência Artificial (IA) e Algoritmos Evolutivos, aos quais os Algoritmos Genéticos estão inseridos, visando o gerenciamento de semáforos e a redução da

poluição na região especificada, centro da cidade de Rio Grande/RS.

O presente artigo é uma extensão do trabalho apresentado em (BORN; ADAMATTI; AGUIAR; SOUZA, 2016) e está dividido nas seguintes seções: na seção 2 são apresentados os assuntos estudados pertinentes à realização deste trabalho, bem como: dispersão de poluentes, Algoritmos Genéticos, Agentes e Sistemas Multiagente e o simulador SUMO. Na seção 3 é descrita a metodologia aplicada a este, e a seção 4 apresenta a análise dos resultados obtidos e por fim, na seção 5, as considerações deste estudo.

2 Referencial Teórico

Nesta seção serão abordados os assuntos estudados para o desenvolvimento deste trabalho, dentre os quais, a dispersão de poluentes, algoritmos genéticos, agentes e sistemas multiagentes e o simulador de mobilidade urbana SUMO (*Simulation of Urban Mobility*).

2.1 Dispersão de Poluentes

Atualmente, o estudo da dispersão de poluentes emitidos na atmosfera ocupa lugar de destaque, principalmente devido ao crescente número do tráfego de veículos em grandes centros urbanos. As elevadas concentrações de poluentes, emitidos pelos veículos, podem trazer riscos à saúde da população e do meio ambiente (NUNES, 2013).

A qualidade do ar de determinada área é estabelecida pelos níveis de poluição atmosférica, sendo as fontes emissoras denominadas estacionárias, tais como as indústrias, ou móveis, como por exemplo os veículos em geral. Estas emissões, muitas vezes desmedidas, determinam a qualidade do ar na atmosfera (NUNES, 2013).

As condições meteorológicas também são fatores que influenciam na dispersão de poluentes. A atmosfera pode encontrar-se instável, neutra ou estável. Na primeira condição, a dispersão ocorre de maneira efetiva, devido ao forte aquecimento da superfície e ausência de vento. Na condição neutra, os ventos são moderados ou céu encoberto permitindo a dispersão de poluentes. E, a estável, dificulta o movimento de massas de ar, sendo induzida por inversões térmicas próximo ao solo, o que limita a dispersão de poluentes, ocorrendo principalmente à noite e com pouco vento.

Um poluente pode ser definido como qualquer substância que esteja no ar, que em altos níveis de concentração causa danos à saúde dos seres humanos, animais e plantas. Os poluentes são divididos em duas categorias: (i) primários: emitidos diretamente pelas fontes de poluição; e (ii) secundários: formados na atmosfera através da reação química entre poluentes primários e os constituintes naturais da atmosfera (NUNES, 2013).

O CONAMA (Conselho Nacional do Meio Ambiente) é o órgão que regulamenta os limites de emissão de poluentes no Brasil. Dentre os poluentes emitidos pelos veículos destacam-se: monóxido de carbono (CO), hidrocarbonetos (HC), ozônio (O₃), dióxido de enxofre (SO₂), aldeídos (CHO), dióxido de carbono (CO₂), óxidos de nitrogênio (NO_x) e material particulado (MP). Os padrões de emissão dos poluentes CO, SO₂ e NO₂, de acordo com a resolução do CONAMA do ano de 1990, constam na Tabela 1.

Tabela 1 - Padrões de poluição do ar pelo CONAMA

| Níveis de Poluição |
|--------------------|
|--------------------|

| Compostos | Atenção | Alerta | Emergência |
|--------------------------------------------|-----------|-----------|------------|
| SO ₂ µg/m ³ 24hrs | >= 800 | >= 1.600 | >= 2.100 |
| CO µg/m ³ 8hrs | >= 17.000 | >= 34.000 | >= 46.000 |
| NO ₂ µg/m ³ 1hr | >= 1.130 | >= 2.260 | >= 3.000 |

Os poluentes considerados na análise de dispersão deste trabalho correspondem à base de dados de emissões definida no simulador SUMO, são eles: CO₂, CO, HC, NO_x, PM_x (Partículas ou Aerossóis em suspensão no ar) e Consumo de combustível.

2.2 Algoritmos Genéticos

Os Algoritmos Genéticos (AG) foram criados por John Holland juntamente com alunos da Universidade de Michigan entre os anos 60 e 70. O objetivo de Holland era estudar o fenômeno da "evolução" e reproduzi-los de alguma maneira na computação (AGUIAR, 1998). Segundo (GOLDBERG, 1989) era possível obter uma versão computacional do processo de evolução e que esta seria capaz de resolver problemas semelhantes às características da evolução.

De acordo com o trabalho de Holland, o sistema era composto por uma cadeia de bits (0's e 1's), chamados indivíduos. Estes indivíduos evoluíam até encontrar um melhor cromossomo que atendesse um problema específico. A solução do sistema era encontrada de modo automático e não-supervisionado, sendo que as informações fornecidas a este compreendiam os ajustes de cada cromossomo.

A evolução natural, explorada pelos Algoritmos Genéticos no sistema proposto, está na capacidade dos cromossomos em analisar e combinar o melhor resultado. Isto

é, os AG foram criados com base nos processos genéticos dos seres vivos reproduzindo o que ocorre na vida real, buscando solucionar problemas de grande complexidade computacional neste ambiente de evolução (AGUIAR; TOSCANI, 1997).

Em cada cromossomo dos indivíduos encontra-se codificado o conhecimento destes. Existem mecanismos de reprodução que alteram esta formação, dentre os quais os mais utilizados são: Mutação, o operador de mutação é necessário para a introdução e manutenção da diversidade genética da população analisada. Inversão, faz a inversão no código do cromossomo, e o Cruzamento também conhecido como *crossover*, realiza uma troca com o material genético dos cromossomos geradores.

Considerando o princípio da evolução, através da qual os indivíduos mais adaptados possuem maior chance de sobrevivência, o *crossover* aumenta consideravelmente as chances dos indivíduos que possuam características ideais, consigam se perpetuar no decorrer do processo, visto que o nível de adaptação ao meio é de extrema importância para a reprodução com maior frequência (AGUIAR, 1998) e (REZENDE, 2003).

Dentre algumas características dos AG pode-se destacar, de acordo com (LINDEN, 2008):

- **Paralelo:** a população de soluções é avaliada simultaneamente;
- **Global:** uma das características mais importantes dos AG é esta, visto que estes algoritmos não utilizam somente informação local, ou seja, não ficam presos a máximos locais. Por isto, são considerados uma técnica bastante adequada na busca de solução para problemas complexos e reais;

- **Aleatoriedade:** os Algoritmos Genéticos não são considerados totalmente aleatórios, considerando que estes possuem componentes aleatórios, pois utilizam a informação da população em questão para definir o próximo estado de busca;
- **Descontinuidades na função:** os AG não utilizam informações de derivadas na sua evolução e nem informação da vizinhança para executar sua busca. Sendo adequados para funções com descontinuidade ou para àquelas que não se pode calcular uma derivada;
- **Funções discretas e contínuas:** estes algoritmos têm a capacidade de lidar com funções reais, discretas, booleanas e categóricas (não-numéricas), podendo tais funções serem misturadas sem que haja qualquer dano à capacidade de resolução de problemas pelos AG.

A estrutura básica de um Algoritmo Genético está representada na Figura 1. A partir do problema definido as etapas seguintes são executadas: inicializar população, cálculo da aptidão (avaliação), solução encontrada, selecionar melhores, cruzamento e mutação.

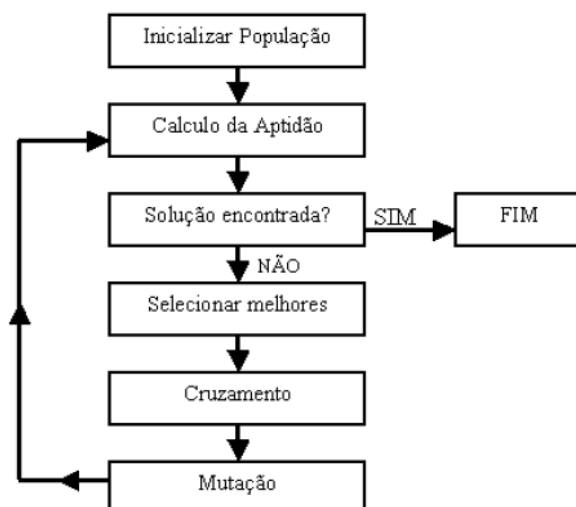


Figura 1 - Estrutura básica de um AG
Fonte: Linden (2008).

Deve-se observar, a partir da estrutura básica, que é necessária uma adaptação do algoritmo ao problema a ser solucionado, de forma que a função de avaliação dependerá do problema em questão.

2.3 Agentes e Sistemas Multiagente

Em meados dos anos 1960, com o surgimento da internet e dos recursos tecnológicos, possibilitou-se a ligação de computadores, distantes geograficamente, viabilizando assim a globalização da economia (REZENDE, 2003).

Com esta globalização milhares de computadores e pessoas conectam-se buscando rápido acesso às informações. Esta realidade traz à sociedade novos desafios, e com estes a necessidade de avanços nas áreas de Computação Distribuída e Inteligência Artificial, as quais possibilitaram o desenvolvimento de métodos que auxiliam neste novo cenário (REZENDE, 2003).

De acordo com Rezende (2003), um agente pode ser considerado uma entidade física ou virtual, com a capacidade de agir num ambiente, de se comunicar com outros agentes e utilizar suas habilidades para atingir seus objetivos.

Ainda para Rezende (2003), um agente se caracteriza por ser uma entidade com capacidade para realizar alguma tarefa, na maioria das vezes para auxiliar um usuário humano. Sendo que estes podem ser do tipo biológico, robótico ou computacional.

A partir destas definições de agentes, têm-se diversas áreas nas quais a utilização de agentes se faz presente, assim como em: construção de ferramentas CASE com

modelagem e desenvolvimento de agentes; controle e automação; telecomunicações, *E-Commerce*; jogos e interatividade, gerenciamento de informações e sistemas de transporte.

Os Sistemas multiagentes estão inseridos na área da Inteligência Artificial Distribuída (IAD), sendo que segundo (ALVARES; SCHIMAN, 1997) foi no final da década de 70 que ocorreram as primeiras tentativas de solucionar problemas de maneira cooperativa.

Para (ALVARES; SCHIMAN, 1997), sistemas multiagentes são uma combinação de agentes em um sistema, na qual exploram-se a capacidade potencial de cada agente deste ambiente. Neste contexto, cada um dos agentes que compõe o sistema possui informações incompletas ou insuficientes para resolver determinado problema. Sendo assim, quando estes encontram-se inseridos em um sistema multiagente, possuem capacidade para a solução deste.

Nos sistemas multiagentes, as propriedades de comunicação e colaboração são consideravelmente importantes. Desta forma, a comunicação é compreendida pela capacidade dos agentes informar uns aos outros, por exemplo, mudanças no ambiente e novas descobertas. E na colaboração, os agentes trabalham juntos para atingir um objetivo comum.

Um exemplo de agentes competitivos pode ser visualizado em um jogo de xadrez, onde agentes jogam uns contra os outros, buscando atingir o objetivo individual que seria vencer o jogo. Por sua vez, agentes colaborativos buscam interagir de forma cooperativa para que um objetivo específico seja alcançado, por exemplo, um sistema de busca de conteúdo da internet.

Outra propriedade interessante dos sistemas multiagentes está relacionada ao comportamento dos agentes que compõem o sistema. Contudo, de acordo com (AGUIAR; TOSCANI, 1997), o sistema como um todo possui a capacidade de resolver problemas complexos, sem que cada um dos agentes obtenha conhecimento do problema geral.

Os sistemas multiagentes são utilizados também na solução de problemas que usam algoritmos genéticos. Ou seja, a habilidade de aprender a solucionar novos problemas desenvolvidos em AG, é incorporada ao sistema. Dentre os diversos exemplos desta utilização pode-se citar o desenvolvimento de robôs, os quais são controlados por agentes individuais.

2.4 SUMO (*Simulation of Urban Mobility*)

O SUMO (*Simulation of Urban Mobility*) é um simulador microscópico de trânsito, que foi desenvolvido em 2001 pelo Centro Aeroespacial Alemão (DLR), com o intuito de auxiliar a comunidade de pesquisa de tráfego de veículos com uma ferramenta onde algoritmos pudessem ser implementados e avaliados, sem a necessidade de obter um tráfego completo de simulação. Possui código aberto e licenciado pela GPL (*General Public License*), portátil e projetado para simular modelagens de redes rodoviárias de grande porte.

Dentre as principais características de SUMO, destacam-se: possui todas as aplicações necessárias para simular uma rede de tráfego, diferentes tipos de veículos, os movimentos dos veículos ocorrem em espaço contínuo e tempo discreto, ruas com múltiplas faixas e mudança de faixa, interface gráfica para os usuários, velocidade de execução nas simulações,

interoperabilidade com demais aplicações em tempo de execução, entre outras.

O *software* fornece uma biblioteca de emissão de poluentes definido com base no banco de dados da HBEFA (*Handbook Emission Factors for Road Transport*) para todas as categorias de veículos. Os poluentes inseridos no simulador são: CO₂, CO, HC, NO_x, PM_x e consumo de combustível.

A ferramenta, além de realizar a simulação de tráfego de qualquer região, também fornece um conjunto de aplicativos que auxiliam na execução destas simulações em diversas situações de tráfego. Os aplicativos do SUMO são divididos em: Geração de rede, Geração de Veículos e Rotas, e Simulação (KRAJZEWICZ; EDMANN; BEHRISCH; BIEKER, 2012).

A geração de uma rede rodoviária no SUMO pode ser feita de duas formas, o usuário define através de coordenadas (latitude e longitude) a sua própria malha viária, criando as arestas (pistas) e os nodos (cruzamentos ou junções) e definindo rotas percorridas pelos veículos. O mapa de uma cidade ou país também pode ser gerado a partir da exportação de um arquivo de extensão *.xml* a partir de uma ferramenta denominada *Openstreetmap* (OSM).

Esta ferramenta baseia-se na utilização de mapas colaborativos e editáveis, com a representação de inúmeros países e cidades do mundo, estes mapas são criados a partir de dados de receptores GPS portáteis.

Na Figura 2, pode-se observar a exportação do mapa da cidade de Rio Grande com a ferramenta *Openstreetmap*.

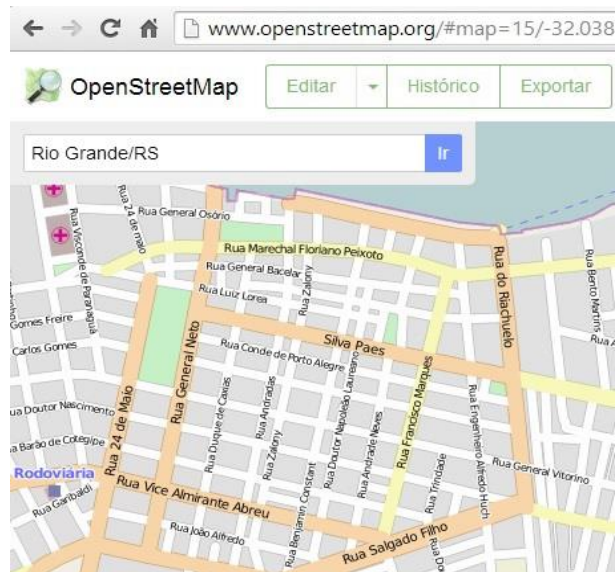


Figura 2 - Mapa da região central de Rio Grande.

A Figura 3 representa o mapa da cidade de Rio Grande no simulador SUMO. Nesta visualização, no retângulo em vermelho, estão situadas as principais ruas do centro da cidade, estudo de caso deste trabalho.

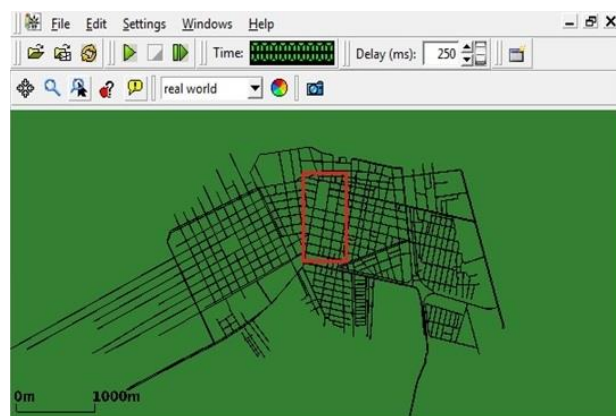


Figura 3 - Representação do mapa de Rio Grande no SUMO.



Figura 4 - Representação de semáforo e valores dos poluentes.

A Figura 4, representa um cruzamento com semáforo, bem como os valores dos poluentes de cada veículo da simulação.

3 Metodologia

Para o desenvolvimento desta proposta foram pesquisados trabalhos recentemente desenvolvidos sobre o tema proposto, entre eles (KRAJZEWICZ; EDMANN; BEHRISCH; BIEKER, 2012) e (NUNES, 2013). A partir desta análise detalhada, percebe-se a necessidade de avaliar a quantidade de dispersão de poluentes emitidos pelos veículos.

Neste contexto, a cidade de Rio Grande/RS foi escolhida devido ao grande crescimento populacional do município nos últimos anos, em razão de seu polo naval. Consequentemente, o aumento na quantidade de veículos também mostra-se notório.

Desta forma, o gerenciamento de semáforos, auxiliado pela utilização dos Algoritmos Genéticos, na área especificada para a aplicação deste trabalho, visa à redução da poluição como forma de contribuir para a problemática de tráfego de veículos e a emissão de poluentes. A área analisada neste estudo de caso foram as principais ruas do centro da cidade de Rio Grande/RS.

A metodologia utilizada neste trabalho divide-se em três etapas, as quais subdividem-se da seguinte forma, conforme representado na Figura 5:

- (ETAPA 1) Geração dos dados no SUMO e implementação do AG, compreendida nas seções: (a) gerar simulação no SUMO; (b) capturar os tempos de semáforos do SUMO; (c) configurar os tempos de semáforos no AG e (d) realizar operações do AG e escolher os indivíduos com melhores *fitness*.
- (ETAPA 2) Simulações, dividida nas seções: (a) arquivo de entrada com os melhores indivíduos; (b) gerar novas simulações no SUMO e (c) comparar os níveis de poluição.
- (ETAPA 3) Análise de Resultados, esta etapa compreende os resultados obtidos a partir das simulações desenvolvidas nas etapas anteriores. A geração de tabelas e gráficos, neste contexto, são importantes para avaliar a utilização dos Algoritmos Genéticos neste domínio. Neste caso, a função de avaliação (*fitness*) consiste em representar o nível de poluição gerada pelos veículos na área especificada com determinada configuração dos semáforos.

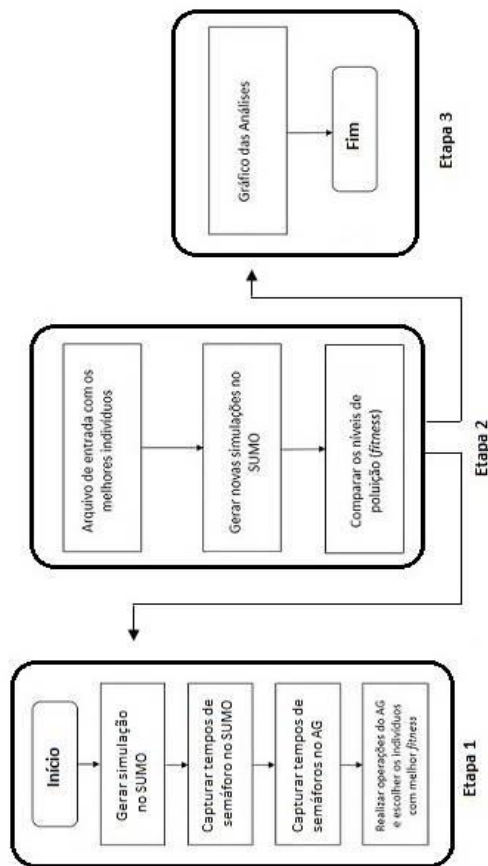


Figura 5 - Funcionamento do fluxograma da proposta

A Figura 6, representa o fluxograma correspondente ao funcionamento do Algoritmo Genético desenvolvido para este trabalho, com descrição a seguir.

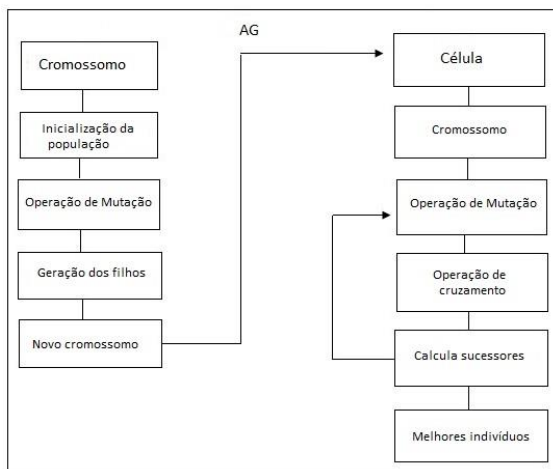


Figura 6 - Ciclo de funcionamento do Algoritmo Genético (AG)

Os comandos do simulador SUMO são acionados internamente no código do AG, em tempo de execução, calculando a poluição dados novos tempos de semáforo e assim gerando novos filhos, com a poluição para novas análises. No ciclo do AG, configurou-se um tempo inicial de sinal verde para os semáforos e seus respectivos cruzamentos, conforme representado na Figura 7.

```

    Arquivo  Editar  Formatar  Exibir  Ajuda
    Melhores Tempo de Sinal verde para o semáforo 0 é de: 38 poluição: 171703.54000000004
    Melhores Tempo de Sinal verde para o semáforo 1 é de: 40 poluição: 497806.21
    Melhores Tempo de Sinal verde para o semáforo 2 é de: 41 poluição: 558900.76999999998
    Melhores Tempo de Sinal verde para o semáforo 3 é de: 38 poluição: 615318.75999999998
    Melhores Tempo de Sinal verde para o semáforo 4 é de: 39 poluição: 690618.00999999995
    Melhores Tempo de Sinal verde para o semáforo 5 é de: 40 poluição: 690618.00999999995
    Melhores Tempo de Sinal verde para o semáforo 6 é de: 40 poluição: 690618.00999999995
    Melhores Tempo de Sinal verde para o semáforo 7 é de: 40 poluição: 834696.33999999989
    Melhores Tempo de Sinal verde para o semáforo 8 é de: 40 poluição: 868052.77999999985
    Melhores Tempo de Sinal verde para o semáforo 9 é de: 41 poluição: 882634.44999999987
    
```

Figura 7 - Representação de um dos resultados gerados pelo AG.

O AG realiza uma chamada ao SUMO para calcular a poluição e capturar os 10 (dez) melhores tempos, considerando o mesmo número de semáforos analisados e, a partir destes, gerar novos filhos e realizar novas mutações, buscando melhorar os tempos obtidos e, conseqüentemente, a redução no somatório dos poluentes.

A Figura 9 representa, graficamente, dois semáforos da área estudada neste trabalho. Cada um dos semáforos possui um *id* de identificação, o qual pode ser visualizado na Figura 8. Cada um destes, nas suas respectivas junções, mostra os cruzamentos reais das ruas do centro da cidade, bem como as possíveis conversões que podem ser realizadas pelos veículos. Esta configuração padrão pode ser alterada de acordo com as necessidades do usuário.

```

<additional>
<tlLogic id="1280777170" type="static" programID="1" offset="0">
<phase duration="31" state="GGrrrrGGrrr"/>
<phase duration="6" state="XXXXXXXXXX"/>
<phase duration="31" state="rrrGGGrrrGGG"/>
<phase duration="6" state="XXXXXXXXXX"/>
</tlLogic>
</additional>

```

Figura 8 - Estrutura código de cada semáforo.



Figura 9 - Representação de dois semáforos do mapa de Rio Grande.

4 Análise dos resultados

Para este estudo de caso foram realizadas cem (100) simulações para cada valor de mutação (10, 20, 30, 40 e 50), automaticamente, e em cada simulação o SUMO realiza 100 passos de tempo (ciclos), onde os veículos passam pelas principais ruas do centro da cidade de Rio Grande/RS. Os resultados obtidos neste estudo, considerando o comportamento do algoritmo genético, foram definidos com diferentes valores de mutação (taxas) para executar as simulações:

- 100 simulações com taxa de mutação 10;
- 100 simulações com taxa de mutação 20;
- 100 simulações com taxa de mutação 30;
- 100 simulações com taxa de mutação 40;
- 100 simulações com taxa de mutação 50.

Com as taxas de mutação citadas acima, verificou-se os tempos de semáforo e os valores totais de poluição (soma dos poluentes: CO, CO₂, HC, NO_x e PM_x)

emitido por cada veículo da simulação. As simulações foram realizadas de forma automatizada para este processo, e a configuração dos semáforos de cada simulação, corresponde aos arquivos gerados pela ferramenta SUMO. Todos os arquivos gerados pelo simulador fornecem as configurações de entrada para o AG. Além disso, a execução de cada tempo de geração (100 ciclos no Sumo) demanda certo tempo de processamento (entre 11 e 16 minutos cada).

As Figuras 10 e 11 mostram os dados gerados a partir das simulações, com o número de gerações, as taxas de mutação aplicada e a quantidade de poluição. Observa-se que em todas as taxas de mutação entre a geração 45 e 49, há “picos” nos valores das poluições, entretanto a partir destas gerações esses valores de poluição estabilizam.

Nas Figuras 12, 13 e 14 observa-se que as simulações não atingiram “picos” significativos como nas simulações anteriores, os valores de poluição para cada uma das taxas de mutação 30, 40 e 50, foram obtidos valores totais de poluição aproximados, e que simulações de taxas de mutação de 40 e 10 possuem a mesma quantidade total de poluição, que representa as taxas mais baixas de acordo com os testes.

A Tabela 2 representa, para cada um dos dez (10) semáforos, respectivos tempos em cada taxa de mutação (10, 20, 30, 40 e 50) e, por último, A Tabela 3 resume os valores de poluição total em cada simulação com taxas de mutação correspondentes.



Figura 10 - Total de poluição - Mutação 10 e 100 gerações

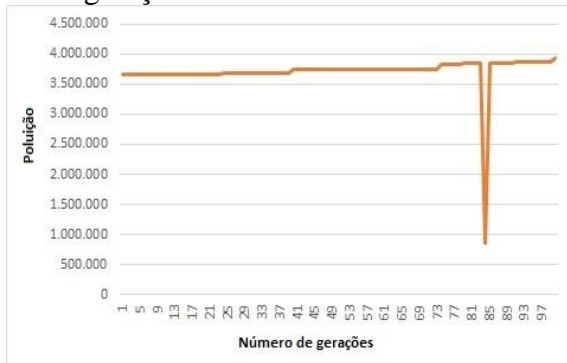


Figura 11 - Total de poluição – Mutação 20 e 100 gerações

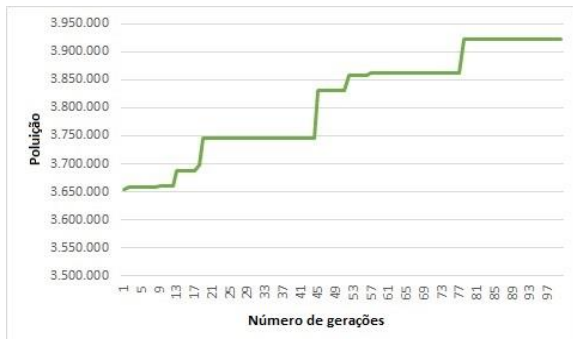


Figura 12 - Total de poluição - Mutação 30 e 100 gerações



Figura 13 - Total de poluição – Mutação 40 e 100 gerações

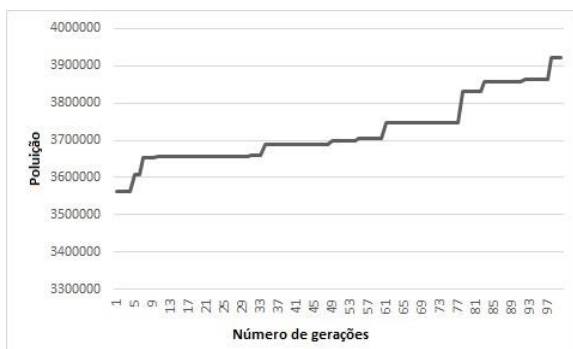


Figura 14 - Total de poluição – Mutação 50 e 100 gerações

A Tabela 2 representa, os tempos para cada um dos dez (10) semáforos e as respectivas taxas de mutação (10, 20, 30, 40 e 50) e, por último, a Tabela 3 resume os valores de poluição total em cada simulação com taxas de mutação correspondentes.

Tabela 2 - Tempos de cada semáforo (10) para cada taxa de mutação

| Semáforos (segundos) | Mut10 | Mut20 | Mut30 | Mut40 | Mut50 |
|----------------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| S0 | 29 | 26 | 28 | 29 | 29 |
| S1 | 29 | 26 | 28 | 29 | 26 |
| S2 | 29 | 26 | 28 | 29 | 26 |
| S3 | 29 | 26 | 28 | 29 | 26 |
| S4 | 29 | 26 | 28 | 29 | 26 |
| S5 | 29 | 26 | 28 | 29 | 26 |
| S6 | 29 | 26 | 28 | 26 | 26 |
| S7 | 29 | 26 | 28 | 26 | 28 |
| S8 | 26 | 26 | 28 | 26 | 28 |
| S9 | 26 | 28 | 28 | 26 | 28 |

Tabela 3 - Poluição total para cada simulação com as respectivas taxas de mutação

| | Total de Poluição (g/s) |
|-------------------------------------------|-------------------------|
| Simulação 1 – 100 gerações com mutação 10 | 3.862.363 |
| Simulação 2 – 100 gerações com mutação 20 | 3.922.451 |
| Simulação 2 – 100 gerações com mutação 30 | 3.922.451 |
| Simulação 4 – 100 gerações com mutação 40 | 3.862.363 |
| Simulação 5 – 100 gerações com mutação 50 | 3.922.451 |

Desta forma, conclui-se que, com a automação do processo, e um maior número de simulações, o AG pode estabilizar

mostrando que pode ser considerada uma boa heurística para este estudo de caso. Considerando-se uma simulação, com execução de 100 ciclos no SUMO, obtém-se um total de 281.322 g/s na soma dos poluentes. Ao multiplicar-se este valor por 100 (geração considerada neste estudo) o valor obtido corresponde a 28.092.219 g/s. Então, comparando-se estes dados com a maior quantidade de poluição gerada pela reorganização de semáforos e heurísticas AG, constatou-se uma diminuição considerável da poluição para este estudo de caso.

5 Considerações finais

O objetivo deste trabalho foi o desenvolvimento de um algoritmo genético para auxiliar no gerenciamento de semáforos, através da reorganização dos mesmos, visando minimizar a dispersão de poluentes no centro da cidade de Rio Grande / RS, utilizando o simulador SUMO.

O Algoritmo Genético (AG) implementado possui operações de mutação e seleção para escolher os melhores indivíduos, os dados gerados por essas operações geram os melhores tempos de semáforos. Para este estudo, os melhores indivíduos (tempos de semáforos) são considerados àqueles que têm os menores valores de função de adaptação (*fitness*), e esta função é calculada a partir do somatório dos poluentes emitidos por cada veículo na simulação. Desta forma, buscou-se uma redução da poluição na área de estudo, visando automatizar o processo com custo computacional razoável.

A proposta apresentada neste trabalho, foi inspirada pelo trabalho de (TURKY, 2009), onde os autores implementaram um AG para gerenciar 1 (um) semáforo, considerado um cenário hipotético. No entanto, neste estudo, utilizou-se dez (10) semáforos em uma situação real (o centro da cidade de Rio Grande/RS). Além disso, utilizou-se o

simulador de tráfego com base em sistemas multiagentes, SUMO, que é uma referência para simulações nesta área.

O sistema de entrada de dados no algoritmo, executa um número satisfatório de gerações para o cálculo de *fitness*, resultando na redução da poluição na área do estudo. Neste caso, foram definidos um conjunto de cem (100) gerações e cem (100) ciclos de tempo (*timestep*) no SUMO.

Acredita-se que a utilização do AG, mesmo com os resultados preliminares relatados, é muito promissora. Afirma-se isso pois, a computação de todos os tempos de semáforos possíveis é bastante grande e que os tempos de semáforos são inter-relacionados. Desta forma, a utilização dessa heurística possibilita uma redução no escopo de busca de soluções possíveis. Sendo assim, pode-se obter boas soluções em um tempo computacional razoável, mas podem haver situações onde a heurística permanece em um mínimo local, não tendo-se a solução ótima. Este comportamento deveu-se possivelmente à utilização do operador de mutação, o que pode ter reduzido a variabilidade dos candidatos à solução. Existem na literatura, diferentes heurísticas que podem ser utilizadas neste contexto, como redes neurais e outros tipos de algoritmos evolutivos. No entanto, devido as características do AG mencionado anteriormente mostram que os resultados da presente abordagem são satisfatórios.

A partir dos resultados obtidos com esse estudo pretende-se, como trabalho futuro, realizar simulações alterando outros parâmetros do AG durante as simulações, como a quantidade de cada ciclo de simulação ou examinar cada um dos níveis de poluição dos componentes (SO₂, CO e NO₂) e comparar estes valores com

resolução CONAMA (Conselho Nacional do Meio Ambiente).

Referências

AGUIAR, M. S. Análise Formal da Complexidade de Algoritmos Genéticos. (Dissertação de Mestrado em Ciência da Computação) — PPGC/UFRGS. Porto Alegre/RS, Brasil. 1998.

AGUIAR, M. S.; TOSCANI, L. V. Algoritmos Genéticos. “In *I Workshop sobre métodos formais e qualidade de software*”. Porto Alegre/RS. Brasil. 1997. pp. 78-87.

ALVARES, L.; SICHMAN, J. Introdução aos sistemas multiagentes. 1997. p.1–38.

BORN, M. B.; ADAMATTI, D. F.; AGUIAR, M. S.; SOUZA, W. S. Utilização do simulador SUMO para a determinação dos tempos de semáforos visando a redução da poluição: Um estudo de caso no centro da cidade de Rio Grande/RS. “In *7ª Conferência Sul em Modelagem Computacional*”. Rio Grande/RS. Brasil, 2016. p. 582.

GOLDBERG, D. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. Addison-Wesley. (Artificial Intelligence). 1989.

KRAJZEWICZ, D.; EDMANN, J.; BEHRISCH, M.; BIEKER, L. Recent Development and Applications of SUMO - Simulation of Urban MObility. *International Journal on Advances in Systems and Measurements*, 2012. v.3-4, n.5, p.128–138.

LINDEN, R. Algoritmos Genéticos. 2a.ed. Rio de Janeiro/RJ, Brasil, Editora Brasport. 2008.

NUNES, G. Estudo e análise da Dispersão de Poluentes: um estudo de caso para a cidade de Rio Grande/RS.” Dissertação (Mestrado em Modelagem Computacional)

— Universidade Federal do Rio Grande, Rio Grande/RS, Brasil. 2013.

REZENDE, S. O. Sistemas Inteligentes: fundamentos e aplicações. Editora Manole Ltda. Barueri/São Paulo. Brasil. 2003.

TURKY, M.; AHMAD, S.; YUSOFF, M. The Use of Genetic Algorithm for Traffic Light and Pedestrian Crossing Control. *International Journal of Computer Science and Network Security*. 2009. v. 9, n.2, February.