

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE
CENTRO DE CIÊNCIAS COMPUTACIONAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MODELAGEM COMPUTACIONAL
CURSO DE MESTRADO EM MODELAGEM COMPUTACIONAL

Dissertação de Mestrado

**Uma Proposta Híbrida baseada em Agentes e Algoritmos
Genéticos para a determinação dos tempos de semáforo
visando a redução da Poluição: Estudo de caso do Centro
de Rio Grande/RS**

Míriam Blank Born

Orientadora: Prof^ª. Dr^ª. Diana F. Adamatti
Coorientador: Prof. Dr. Marilton Sanchotene de Aguiar

Rio Grande, 2015

MÍRIAM BLANK BORN

“ Uma Proposta Híbrida Baseada em Agentes e Algoritmos Genéticos para a Determinação dos Tempos de Semáforo Visando a Redução da Poluição: Estudo de Caso do Centro de Rio Grande/RS”

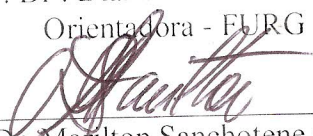
Dissertação apresentada ao Programa de Pós Graduação em Modelagem Computacional da Universidade Federal do Rio Grande - FURG, como requisito parcial para obtenção do Grau de Mestre. Área concentração: Modelagem Computacional.

Aprovada em

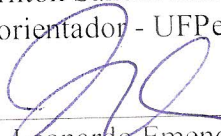
BANCA EXAMINADORA



Prof^ª. Dr^ª. Diana Francisca Adamatti
Orientadora - FURG



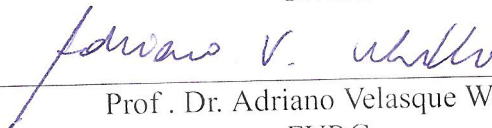
Prof. Dr. Marilton Sanchotene de Aguiar
Co-orientador - UFPel



Prof. Dr. Leonardo Emendorfer
FURG



Prof^ª. Dr^ª. Rejane Frozza
UNISC



Prof. Dr. Adriano Velasque Werhli
FURG

Rio Grande - RS
2015

AGRADECIMENTOS

Agradeço Senhor, pela força e perseverança que me destes durante estes dois anos de mestrado, principalmente nesta última fase!!

Agradeço imensamente a minha família, meu pai Wilson, minha mãe Neldina, meu irmão Leisner, minha cunhada Fabiane e meus sobrinhos queridos, Kelen, Hendrick e Marlon por todo amor e paciência que tiveram nestes dois anos e, em especial meu esposo Wagner. Obrigada meu Amorzinho por todo amor, paciência, companheirismo e força a mim dedicados neste período, que não foi nada fácil!!

Obrigada minhas Amigas, Flávia, Marcilene, Andressa, Mírian, Ana e Aline pelas palavras de carinho e incentivo, aos colegas do Tic-Edu pela compreensão e a todos os colegas da FURG. E também, obrigada à universidade por toda a estrutura que tive ao longo do mestrado.

Obrigada Maria Cláudia e Núbia pela amizade que construímos neste período, obrigada sempre pelas palavras de incentivo, carinho, dias de estudo (principalmente em Elementos de Matemática)...hehheh...e ótimas risadas que tivemos, sentirei muita saudade!!

Obrigada também a todos os professores da FURG que tive a oportunidade de conhecer e conviver durante o mestrado.

Obrigada a minha orientadora Diana e meu coorientador Marilton, pelas ideias, pelo apoio e pela paciência que tiveram durante este período. Sempre os considereei muito mais que professores, vocês são Amigos e profissionais que eu admiro muito, exemplos que quero seguir na carreira docente!! Muito obrigada!!

Muito obrigada ao parceiro e colaborador que tive no desenvolvimento nesta dissertação, Weslen Schiavon, obrigada pela tua dedicação e esforço!! Obrigada também ao colega, Gilberto Dessbesell pela ajuda com o SUMO durante meu trabalho!!

Obrigada à Capes pelo auxílio financeiro nestes dois anos de mestrado, a coordenação do PPGMC e a UFPel pela estrutura que me oportunizaram nesta caminhada! Muito obrigada!

Muito obrigada a todos que de alguma forma me ajudaram nestes dois anos de mestrado!!

”Existem homens que lutam um dia e são bons;
Existem outros que lutam um ano e são melhores;
Existem aqueles que lutam muitos anos e são muito bons.
Porém, existem os que lutam toda a vida.
Estes são imprescindíveis.”
Bertolt Brecht

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, Dispersão de Poluentes, SUMO.

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 have been 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 AG 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 simulations were performed and the results compared analyzes showed that the use of the genetic algorithm is very promising in this context.

Keywords: Air Quality, Genetic Algorithms, Dispersion of Pollutants, SUMO.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Estrutura básica de um Algoritmo Genético	17
Figura 2	Arquitetura Genérica de um Agente	19
Figura 3	Fluxograma da proposta do trabalho	30
Figura 4	Mapa de uma região da cidade de Rio Grande/RS	32
Figura 5	Interface gráfica do SUMO com o mapa da cidade de Rio Grande . .	33
Figura 6	Exemplo de arquivo exportado do OSM	33
Figura 7	Exemplo de arquivo de configuração do SUMO	34
Figura 8	Exemplo de arquivo de rotas do SUMO	34
Figura 9	Diagrama de classes do AG	36
Figura 10	Representação de um dos resultados gerados pelo AG	37
Figura 11	Estrutura código de cada semáforo	38
Figura 12	Representação de dois semáforos do mapa de Rio Grande	38
Figura 13	Exemplo de arquivo de saída com as emissões	39
Figura 14	Representação gráfica dos poluentes no SUMO para cada veículo . .	40
Figura 15	Valores totais de poluição para todas as configurações de mutação - 50 gerações	55
Figura 16	Valores totais de poluição para mutação 10 e 50 - 50 gerações	56

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Padrões de poluição do ar pelo Conselho Nacional do Meio Ambiente (CONAMA) (CONAMA, 1990).	14
Tabela 2	Sumarização dos trabalhos relacionados e técnicas utilizadas	28
Tabela 3	Lista de opções utilizadas em linha de comando	40
Tabela 4	Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 10 primeira parte .	45
Tabela 5	Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 10 segunda parte .	46
Tabela 6	Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 20 primeira parte .	47
Tabela 7	Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 20 segunda parte .	48
Tabela 8	Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 30 primeira parte .	49
Tabela 9	Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 30 segunda parte .	50
Tabela 10	Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 40 primeira parte .	51
Tabela 11	Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 40 segunda parte .	52
Tabela 12	Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 50 primeira parte .	53
Tabela 13	Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 50 segunda parte .	54
Tabela 14	Melhores valores de poluição total para todas as mutações	57

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AC	Autômato Celular
AG	Algoritmo Genético
AR	Aprendizado por Reforço
API	Application Programming Interface
CALPUFF	Californian Puffs
CE	Computação Evolucionária
CONAMA	Conselho Nacional do Meio Ambiente
DENATRAN	Departamento Nacional de Trânsito
DLR	German Aerospace Center
GPL	General Public License
GPS	Global Positioning System
HBEFA	Handbook Emission Factors for Road Transport
IA	Inteligência Artificial
IAD	Inteligência Artificial Distribuída
ISC	Industrial Source Complex
ITSUMO	Intelligent Transportation System for Urban Mobility
MASLab	Laboratório de Sistemas Multiagente
RNA	Rede Neural Artificial
SMA	Sistemas Multiagentes
SUMO	Simulation of Urban Mobility
TAZ	Zonas de Análise de Tráfego
UFRGS	Universidade Federal do Rio Grande do Sul
XML	Extensible Markup Language

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	10
1.1	Objetivos	11
1.2	Organização do Texto	11
2	REFERENCIAL TEÓRICO	13
2.1	Dispersão de Poluentes	13
2.2	Algoritmos Genéticos	14
2.2.1	Funcionamento	15
2.3	Agentes e Sistemas multiagentes	18
2.3.1	Agentes	18
2.3.2	Sistemas Multiagentes	20
2.4	SUMO - <i>Simulation of Urban Mobility</i>	21
2.4.1	Geração da Rede	21
2.4.2	Geração de Veículos e Rotas	22
2.4.3	Simulação	22
2.5	Trabalhos Relacionados	24
2.6	Considerações	29
3	METODOLOGIA	30
3.1	Procedimentos metodológicos	31
3.1.1	Geração dos dados no SUMO e implementação do AG (Etapa 1)	31
3.1.2	Simulações (Etapa 2)	39
3.1.3	Análise de Resultados (Etapa 3)	41
4	SIMULAÇÕES REALIZADAS E RESULTADOS OBTIDOS	42
4.1	Cenários de Simulação	42
4.2	Considerações	55
5	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	58
	REFERÊNCIAS	61

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)¹, 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. Entretanto, o problema da mobilidade de pedestres afeta cidades de todo o mundo, permitindo que a população torne-se vulnerável à atividade de caminhada (MELO, 2005). 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 TURKY; AHMAD; YUSOFF (2009) foi proposto um modelo de controle otimizado de semáforo utilizando Algoritmos Genéticos (AG) em quatro vias, sendo uma junção e uma travessia de pedestres. Os Algoritmos Genéticos foram introduzidos neste contexto de controle de trânsito com intuito de fornecer uma resposta inteligente de intervalo verde baseado em dados de carga de tráfego dinâmico, buscando resolver os diversos problemas dos controles convencionais de tráfego de veículos.

Com a utilização dos Algoritmos Genéticos, os autores (TURKY; AHMAD; YUSOFF, 2009) obtiveram resultados satisfatórios, considerando o desempenho do AG. Neste trabalho, a junção de tráfego possui cinco sensores, sendo quatro para a detecção do número de veículos na pista e um quinto sensor que detecta a fila de pedestres. A partir desta modelagem, o sistema calcula em quanto tempo um determinado veículo percorre uma pista com origem e destino definidos *a priori*.

Na análise deste trabalho, como também nos trabalhos referenciados neste texto, os AG's mostraram-se uma heurística interessante e com resultados satisfatórios para este estudo de caso, com implementação consideravelmente rápida e simples.

Contudo, o estudo da dispersão de poluentes neste contexto de tráfego de veículos e o controle de semáforos torna-se de extrema importância, justificando assim o propósito

¹www.denatran.gov.br

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 (SILVA; MENDES, 2006; SOUZA; CARVALHO, 2011).

Desta forma, a proposta do presente trabalho é desenvolver um algoritmo genético, tomando como referência o artigo de (TURKY; AHMAD; YUSOFF, 2009), 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 pólo naval (FEIJÓ; MADONO, 2013). O simulador SUMO (*Simulation of Urban Mobility*) será utilizado para os cenários de simulação, assim como uma análise da dispersão de poluentes através do controle de semáforos nesta área específica.

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.

1.1 Objetivos

O principal objetivo deste trabalho é desenvolver um Algoritmo Genético (AG) capaz de auxiliar no gerenciamento de semáforos do centro da cidade de Rio Grande/RS e analisar, a partir de cenários simulados no simulador SUMO, a quantidade de dispersão de poluentes nesta área. Para alcançar o objetivo geral do trabalho, destacam-se:

- Estudar o simulador SUMO;
- Estudar como a Dispersão de Poluentes causa impactos no meio ambiente, bem como o gerenciamento de semáforos e Algoritmos Genéticos;
- Desenvolver o Algoritmo Genético que auxiliará nos cenários de simulação;
- Documentar o código e respectivas funções;
- Simular cenários, no estudo de caso escolhido (centro da cidade de Rio Grande/RS) os quais permita-se avaliar o gerenciamento de semáforos e a dispersão de poluentes;
- Analisar os resultados obtidos.

1.2 Organização do Texto

A organização do texto do presente trabalho apresenta-se da seguinte forma. O capítulo 2 aborda assuntos de referência teórica, tais como: Dispersão de Poluentes, Algoritmos Genéticos, Agentes e o simulador SUMO utilizado no desenvolvimento deste e

os trabalhos relacionados. O capítulo 3 apresenta a proposta deste trabalho, bem como os cenários de cada uma das etapas de desenvolvimento do trabalho. O capítulo 4 apresenta os resultados obtidos e o capítulo 5 as conclusões obtidas e trabalhos futuros.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Neste capítulo serão apresentados 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*). E também, os trabalhos relacionados aos temas desta dissertação.

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 (SCHMITT, 2006).

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 (SCHMITT, 2006).

Segundo (GONCALVES; SOUZA, 1997), 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. Sendo, estes poluentes, 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 (GONCALVES; SOUZA, 1997).

Tabela 1: Padrões de poluição do ar pelo Conselho Nacional do Meio Ambiente (CONAMA) (CONAMA, 1990).

Compostos	Níveis de Poluição		
	Atenção	Alerta	Emergência
Dióxido de Enxofre SO ₂ em $\mu\text{g}/\text{m}^3$ - 24 hrs	≥ 800	≥ 1.600	≥ 2.100
Monóxido de Carbono CO em $\mu\text{g}/\text{m}^3$ - 8 hrs	≥ 17.000	≥ 34.000	≥ 46.000
Dióxido de Nitrogênio NO ₂ em $\mu\text{g}/\text{m}^3$ - 1 hr	≥ 1.130	≥ 2.260	≥ 3.000

O CONAMA¹ (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 são representados na Tabela 1, de acordo com a resolução do CONAMA do ano de 1990.

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's) 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-lo 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's 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 des-

¹www.mma.gov.br/port/conama

tes. 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; REZENDE, 2003).

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

- Paralelo: a população de soluções é avaliada simultaneamente;
- Global: uma das características mais importantes dos AG's 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's 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's.

2.2.1 Funcionamento

Para o funcionamento de um Algoritmo Genético é necessário, antes de sua execução, atribuir uma codificação de acordo com o problema em questão e definir uma função de *fitness*, também chamada grau de adaptação. Esta função deve retornar um valor numérico proporcional à utilidade ou habilidade do indivíduo que o cromossomo representa. No decorrer da execução, alguns pais são selecionados para a reprodução e posteriormente recombinados para gerar os filhos.

Segundo (AGUIAR, 1998) um AG funciona de acordo com o seguinte processo, o qual é repetido tantas vezes quantas forem necessárias:

1. Uma determinada população de cromossomos é mantida no decorrer de todo o processo;
2. Um valor de adaptação é associado a cada cromossomo, sendo este diretamente relacionado à função objetivo a ser otimizada;
3. Cada cromossomo codifica um ponto no espaço de busca do problema;
4. Dois cromossomos são selecionados de acordo com seus valores de adaptação para serem os geradores de duas novas configurações, mediante um processo de reprodução;
5. As novas configurações ocupam um espaço na nova geração.

A descrição de um AG é composta por cinco componentes básicos (DAVIS, 1991):

- Uma representação, em termos de cromossomos, das configurações assumidas no problema;
- Os parâmetros de entrada do AG tais como: tamanho da população, número de gerações, taxas relativas aos operadores genéticos, entre outros;
- Uma forma de criar e/ou inicializar as configurações assumindo a ideia de população inicial;
- Uma função de avaliação que possibilite ordenar, classificar, valorar os cromossomos de acordo com o objetivo do algoritmo;
- Operadores genéticos que gerem, produzam e/ou alterem a composição dos cromossomos no decorrer da reprodução.

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. Posteriormente, pode-se observar o pseudo-código de um algoritmo genético, o qual mostra passo a passo as interações realizadas pelo mesmo, de acordo com a representação da Figura 1.

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.

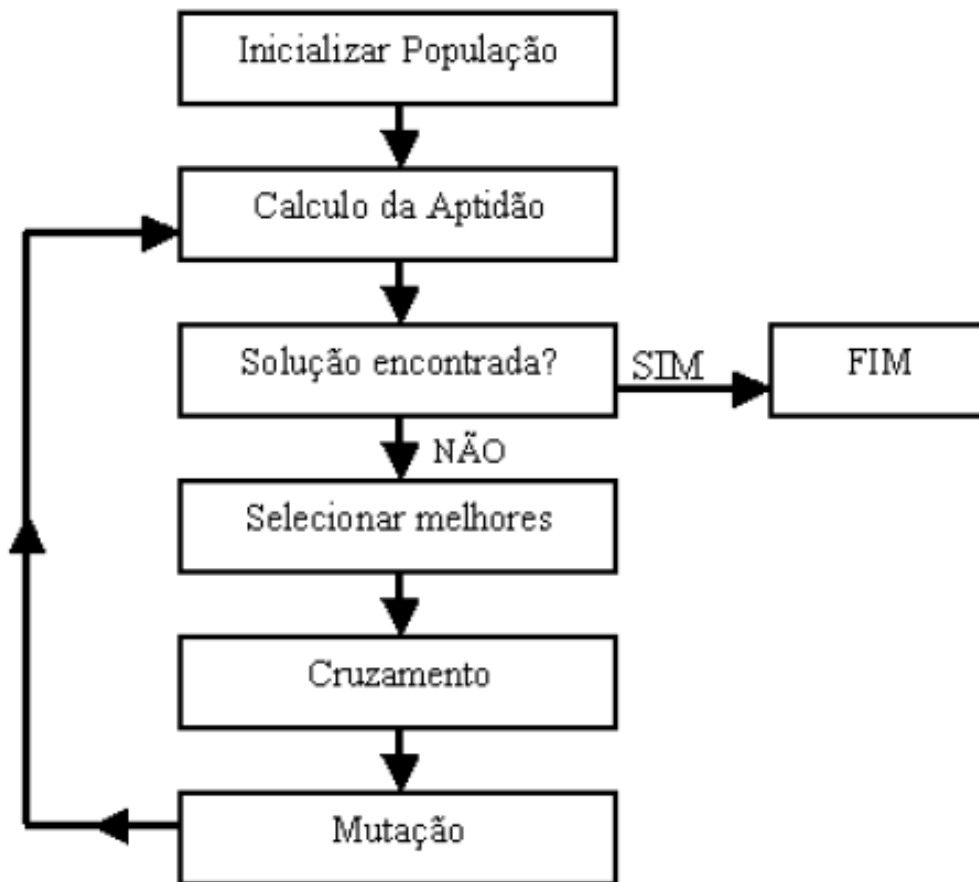


Figura 1: Estrutura básica de um Algoritmo Genético
 Fonte: (LINDEN, 2008).

Algoritmo 1: Pseudo-código do Algoritmo Genético

inicio

$t := 0$

inicializa população (t);

avalia indivíduos da população (t);

enquanto *condição de término não satisfeita* **faça**

$t := t + 1$;

 seleciona população (t) da população (t-1);

 recombina indivíduos na população (t);

 avalia indivíduos na população (t);

fim enquanto

fin

2.3 Agentes e Sistemas multiagentes

Em meados dos anos 60, 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).

2.3.1 Agentes

2.3.1.1 Definição de Agentes

Segundo WOOLDRIDGE (2009), um agente é um sistema de computador (*software*) inserido em um ambiente, que possui capacidade de realizar ações no mesmo de forma autônoma, com a finalidade de cumprir objetivos específicos.

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.

Para COPPIN (2010), 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.

A Figura 2 representa uma arquitetura genérica de um agente interagindo com o ambiente. Neste caso, consideram-se os sensores (dados de entrada) e os atuadores (dados de saída) para que os agentes percebam e atuem no ambiente. A partir dos dados de entrada, são definidos os mecanismos e especificações para análise das informações coletadas, as quais podem auxiliar na solução do problema em questão.

2.3.1.2 Classificação de Agentes

Os agentes são classificados de acordo com suas propriedades, estas compreendem: autonomia, cooperação, inteligência, capacidade de aprender, entre outras. A partir destes parâmetros e inúmeros outros, conforme relacionado nos itens a seguir descritos.

Segundo COPPIN (2010), os agentes são classificados em:

- **Reativos:** os agentes reativos ou também chamados de reflexivos, reagem a eventos

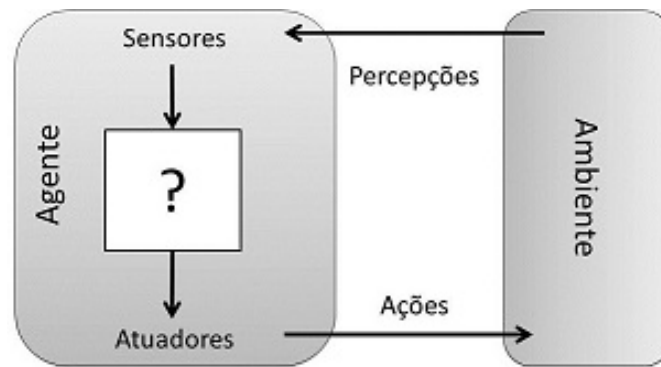


Figura 2: Arquitetura Genérica de um Agente
 Fonte: (RUSSELL; NORVIG, 2010)

no ambiente em que estão inseridos de acordo com regras previamente especificadas. No entanto, este tipo de agente possui desempenho indesejado para solucionar problemas aos quais as regras não estejam definidas, pois como este agente simplesmente reage a estímulos, o mesmo não conseguiria adaptar-se a novas situações.

Porém, agentes reativos com um grau mais elevado de complexidade podem ser desenvolvidos desde que, os dados de entrada de seu ambiente sejam combinados com informações do mundo, em que os agentes estão envolvidos, e como suas ações afetam este espaço.

- **Interface:** um agente de interface pode ser visto como um assistente, que aprende a realizar tarefas com o intuito de auxiliar um usuário humano nas diversas aplicações, na maioria das vezes estes agentes são considerados autônomos. Estes agentes cooperam com o usuário e não precisam interagir com os demais agentes do ambiente, entretanto alguns deles interagem com a finalidade de aprender com outros agentes.

De acordo com MAES (1994), este tipo de agente possui quatro formas de aprendizado, visando ajudar o usuário: (a) analisando as ações do usuário; (b) recebendo retorno positivo ou negativo deste; (c) recebendo instruções explícitas e (d) solicitando auxílio de outros agentes. Um clássico de agente de interface animado é o *Clip Word* do sistema operacional windows, que surge para apoiar o usuário em momento de necessidade.

- **Informação:** os agentes de informação, também denominados de agentes de coleta de informações e agentes de internet, ajudam o usuário a encontrar, classificar e filtrar informações provenientes de inúmeras fontes da internet. Estes podem ser estáticos ou móveis, e também colaborativos ou independentes.

Os agentes de informação são úteis para a pesquisa na internet visto que as informações encontram-se desorganizadas e na grande maioria das vezes não são

objetivas para determinado assunto. Mesmo assim, estes agentes possuem dificuldades em apresentar precisão nestas pesquisas, contudo os agentes de informação sofisticados têm a capacidade de analisar hábito de navegação dos usuários, buscando documentos e informações relevantes àquele usuário.

- **Colaborativos:** e por fim, os agentes colaborativos cooperam entre si para alcançar objetivos. Estes agentes possuem capacidade limitada de aprendizagem, sendo assim a finalidade deste tipo de agente é a combinação de muitos agentes para que um problema atinja solução satisfatória.

Os sistemas que possuem agentes colaborativos têm a vantagem do paralelismo para a busca da solução de forma mais rápida e também, são considerados confiáveis pois agentes podem ser adicionados ao sistema buscando evitar possíveis falhas de algum outro agente.

2.3.2 Sistemas Multiagentes

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

Para COPPIN (2010), 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 (COPPIN, 2010).

Um exemplo de agentes competitivos pode ser visualizado em um jogo de xadrez, onde uns agentes jogam contra os outros, buscando atingir um 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 sistemas 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 COPPIN (2010), o sistema com 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, nos quais são controlados por agentes individuais.

2.4 SUMO - *Simulation of Urban Mobility*

O SUMO ² (*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.

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 (KRAJZEWICZ et al., 2012).

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 ³ (*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 et al., 2012).

2.4.1 Geração da Rede

O SUMO representa redes rodoviárias através de gráficos, onde os nodos são os cruzamentos, junções entre as ruas, e as pistas, arestas. As intersecções, podem ser substituídas por um semáforo com suas respectivas regras de sinais e as arestas são conexões unidirecionais entre dois nodos, de origem e destino, contendo um número fixo de pistas. Uma pista contém a geometria, as informações sobre as classes de veículos e a velocidade

²www.sumo-sim.org

³www.hbefa.net

máxima permitida (KRAJZEWICZ et al., 2012).

O *software* utiliza dois aplicativos para construção das redes: *netgenerate*, é uma aplicação do SUMO que fornece três mapas diferentes, *manhatan* consiste numa rede de grade, *spider-net* para redes circulares e rede aleatória. O *netconvert*, importa mapas digitais através de uma ferramenta usada neste trabalho, *OpenStreetMap*⁴.

Esta ferramenta realiza a importação do mapa a partir de uma busca, o arquivo é gerado na linguagem XML (*Extensible Markup Language*) permitindo o controle, por parte do programador, de toda a rede rodoviária em questão. Este XML é dividido em cinco arquivos: descrição dos nodos da rede, bordas, tipos de bordas, conexões entre a rede e semáforos.

2.4.2 Geração de Veículos e Rotas

O simulador SUMO possui simulação de tráfego microscópico, sendo cada veículo dado por um identificador, pelo horário de partida e a rota percorrida por este através da rede. Neste contexto, entende-se por rota todas as bordas de origem até o destino que o veículo percorrerá (KRAJZEWICZ et al., 2012).

Cada veículo pode ter um tipo, por exemplo, carro de passeio, ônibus, motocicleta, entre outros, estes possuem ainda, as propriedades e variáveis do modelo utilizado. Os veículos podem ser atribuídos a métodos de classes de poluentes ou emissão de ruído e variáveis adicionais para configuração destes dentro da interface de simulação.

A ferramenta possui aplicações que utilizam diferentes fontes de informação para a criação de uma demanda de tráfego de determinada rede. Em cenários de grandes cidades são utilizadas matrizes do tipo O/D, origem e destino, que descrevem a movimentação do tráfego entre as Zonas de Análise de Tráfego (TAZ) em número de veículos por hora. Porém, muitas vezes, uma matriz é criada para simular um único dia, o que torna imprecisa a simulação para o tráfego microscópico de uma rede.

Outra aplicação disponível no SUMO é a *Od2trips* que consiste na conversão de matrizes O/D para viagem de um único veículo. Na *Od2trips* pode ser considerada determinada carga horária como entrada adicional, permitindo a divisão dos fluxos diários em fatias de horário realista.

O SUMO possui ainda duas aplicações para computação de rotas: *jtrrouter* e *dfrouter*. A primeira aplicação, *jtrrouter*, calcula rotas de veículos no SUMO utilizando diferentes definições de quantidade e percentual de retorno nas interseções. A segunda, *dfrouter*, usa valores de *loop* de indução para calcular as rotas (KRAJZEWICZ et al., 2012).

2.4.3 Simulação

A simulação no SUMO é realizada em tempo discreto, tendo por padrão o comprimento de 1 segundo. Este valor pode ser abaixo de 1 milissegundo. Internamente,

⁴www.openstreetmap.org

o tempo é representado em microssegundos e armazenados como valores inteiros. A duração máxima de um cenário é de 49 dias e o ambiente de simulação é contínuo, a posição do veículo está determinada por sua posição atual sobre a pista e a distância deste corresponde ao início da mesma até a localização deste veículo.

O deslocamento dos veículos pela rede é calculado pelo modelo *car-following*, considerando que o veículo seguidor ajusta sua velocidade a partir de um estímulo gerado pelo veículo líder. O SUMO utiliza o modelo *car-following* estocástico desenvolvido por Stefan Krauss (KRAJZEWICZ et al., 2012) por padrão, sendo escolhido por sua simplicidade e velocidade de execução.

Atualmente, SUMO possui duas versões para a simulação de tráfego. A aplicação SUMO que roda por linha de comando, SUMO.EXE, e a SUMO-GUI.EXE com interface de usuário. Esta segunda aplicação pode ser configurada de acordo com a necessidade do usuário e desenvolvedor.

SUMO ainda permite gerar diversas saídas para as simulações, que abrangem veículos, pistas, informações sobre viagens dentre outros. Além disso, simula a dispersão de ruídos e de poluentes e os arquivos gerados com essas informações estão no formato XML (KRAJZEWICZ et al., 2012).

No ambiente de simulação pode-se criar uma rede hipotética, adicionando os respectivos parâmetros (*edges*, *nodes* e *lanes*) para a geração do cenário. A partir destas configurações, constrói-se o arquivo com as rotas as quais os veículos percorrerão.

Também, pode-se especificar nas junções das ruas, os semáforos que deseja-se inserir no ambiente. Cada um destes possui um *id*, bem como as *lanes* para possíveis manipulações nos arquivos de simulação.

Para a especificação de mapas de cidades, SUMO permite a importação de arquivos XML, através de ferramentas para geração de redes viárias, os quais estes são configurados para o ambiente do simulador (KRAJZEWICZ et al., 2012).

O SUMO permite ainda a geração de relatórios baseados na simulação realizada. Sendo os mais comuns, posições do veículos, informações de viagens, rotas de veículos e estatísticas, estes estão disponíveis em linha de comando. Para demais informações sobre as simulações, os mesmos devem ser definidos a partir de arquivos adicionais, inseridos no arquivo de configuração do simulador.

Estes relatórios geram informações baseadas em veículos, tais como: posições dos veículos ao longo do tempo, os quais contêm posições e velocidades de todos os veículos a cada ciclo; e também posições dos veículos ao longo do tempo para um determinado tipo de veículo.

Detectores simulados, tais como: detectores de indução simulada; câmeras de movimento; entrada e saída de veículos simulados.

Informação agregada ao veículo: informações de viagem agregada de cada veículo. Rotas de veículos: estatísticas sobre o estado corrente da simulação. Também os relatórios

de semáforos, os quais geram Informações sobre os estados dos semáforos, informações sobre os ciclos de um semáforo específico, responsável por uma determinada intersecção; e câmeras acopladas aos semáforos para captar os veículos.

A cada versão lançada do simulador, os desenvolvedores buscam solucionar os possíveis problemas das versões anteriores e desenvolver novas aplicações para o mesmo.

2.5 Trabalhos Relacionados

Atualmente, diversos estudos sobre o controle de semáforos são realizados e analisados visto que a demanda de tráfego aumenta consideravelmente a cada ano, sendo assim o planejamento destes dispositivos torna-se imprescindível. O impacto causado no meio ambiente, pelos poluentes emitidos pelos veículos, gera diversos problemas à saúde da sociedade e à qualidade do ar atmosférico (BORN; ADAMATTI, 2013).

Na literatura, vários trabalhos utilizando as técnicas da Inteligência Artificial (IA), Sistemas Multiagentes (SMA) e Computação Evolucionária (CE) estão sendo estudados dentro do contexto de gerenciamento de recursos naturais devido à forte influência na qualidade de vida da população. A dispersão de poluentes é objeto de estudo, principalmente nos grandes centros urbanos e industriais como a cidade de Rio Grande/RS, onde existem fontes emissoras de poluentes e o tráfego de veículos é intenso (NUNES, 2013).

No trabalho de SILVA; MANFREDINI (2010) pode-se constatar a aplicação da Inteligência Artificial (IA) no controle do tráfego rodoviário. O objetivo deste projeto foi a utilização de conceitos dos Algoritmos Genéticos (AG), juntamente com o simulador de tráfego Tango, para otimizar os tempos dos semáforos e melhorar assim o tráfego de veículos na cidade de São Paulo.

De acordo com os autores, o trabalho encontra-se dividido em três etapas: análise de tráfego da cidade de São Paulo, identificação dos simuladores de tráfego existentes e a concepção de um plano de engenharia de software para o desenvolvimento do novo simulador proposto. Portanto, os resultados obtidos no projeto mostraram-se favoráveis à utilização dos AG's devido a um aumento significativo de desempenho na configuração do mapa proposto pelos autores, comprovando assim a eficácia do uso dos Algoritmos Genéticos (SILVA; MANFREDINI, 2010).

Em HEINEN et al. (2013) foi proposto o controle de semáforos utilizando Redes Neurais Artificiais com Funções de Base Radial, o qual consiste no aproveitamento dos recursos disponíveis já existentes no sistema de tráfego atual, buscando melhorar o desempenho do tráfego. Para que este desempenho seja mais eficiente conceitos de Aprendizagem por Reforço (AR), Redes Neurais Artificiais (RNAs) e Sistemas Multiagente (SMA) foram utilizados (HEINEN et al., 2013).

Para que o controle inteligente de sinais de trânsito seja possível, foram aplicados os conceitos anteriormente citados juntamente com a utilização do simulador IT-

SUMO (*Intelligent Transportation System for Urban Mobility*), sendo uma ferramenta para simulação de tráfego amplamente realística e desenvolvida no laboratório de sistemas multiagente (MASLab) da UFRGS.

Os resultados alcançados neste trabalho mostraram que o modelo obtém melhores respostas para os tempos de semáforos, utilizando os conceitos propostos, em relação aos mesmos de tempo fixo. Sendo assim, a reorganização das vias de trânsito através de estratégias inteligentes torna-se viável e eficiente na resolução de problemas de mobilidade urbana (HEINEN et al., 2013).

Segundo RETORE et al. (2006) o emprego de Sistemas Multiagente (SMA) no controle de tráfego urbano torna-se bastante viável. Este trabalho propõe a utilização da teoria de Inteligência Artificial Distribuída (IAD) para a análise da relação existente entre a ordem de abertura dos semáforos de um cruzamento e o tempo médio de espera por parte dos motoristas (RETORE et al., 2006).

A proposta consiste em analisar três cenários de simulação de sociedades de agentes reativos visando modelar comportamentos sociais de seres humanos. Os autores utilizaram o ambiente computacional SIMULA, desenvolvido na linguagem Java sendo dividido em dois módulos: módulo de definição e módulo de execução, que realiza a simulação de aplicações baseado em agentes reativos. Por sua vez, estes agentes reativos possuem características de uma malha viária, buscando representar situações do mundo real (RETORE et al., 2006).

Através dos resultados obtidos a partir da simulação dos cenários propostos pode-se analisar o grau de impacto que escolhas aparentemente simples podem acarretar em um sistema de trânsito. De acordo com os cenários simulados, dois semáforos foram configurados para abrirem simultaneamente, fazendo com que o tempo médio de espera dos veículos fosse reduzido consideravelmente. Desta forma, pode-se dizer que a replicação desta configuração em situações reais de trânsito traz vantagens significativas aos usuários das vias de tráfego (RETORE et al., 2006).

O trabalho relatado por MELO (2005) apresenta medidas que favorecem a mobilidade e acessibilidade de pedestres nas áreas urbanas, considerando o ambiente de trânsito e os componentes que fazem parte do mesmo como: as pessoas, as vias, os veículos, o planejamento das políticas públicas, estruturais, operacionais e da legislação. Identificando assim, os problemas referentes acidentes com pedestres e elaborar um conjunto que ações visando contribuir na redução do número de atropelamentos dos mesmos nas vias de trânsito no centro da cidade de Fortaleza/CE (MELO, 2005).

O estudo de ações e medidas de planejamento urbano, de infraestrutura e aplicação de programas educacionais são amplamente citados no trabalho. Dentre estas ações, destacam-se, segundo o autor: identificação das áreas de interesse, avaliação das condições de infraestrutura oferecida, características físicas e socioeconômicas dos usuários, estudo dos impactos da utilização do solo e avaliação das demandas de via-

gens e do desempenho dos meios de transportes disponíveis (MELO, 2005). Sendo este conjunto de medidas indispensáveis, do ponto de vista do autor, para que a problemática dos pedestres seja ao menos amenizada.

O trabalho de TURKY; AHMAD; YUSOFF (2009) tem o propósito de apresentar um estudo do controle otimizado de semáforo utilizando Algoritmos Genéticos (AG). Sendo composta de quatro vias, junção com duas pistas e uma travessia de pedestres. Inicialmente, os autores criaram um modelo de projeto para semáforo, onde foram simulados cinco sensores na via, quatro destes detectam o número de veículos na pista e o quinto a fila de pedestres. Este sistema, calcula o tempo que um veículo leva para percorrer uma via com uma origem O e um destino D. O modelo possui variáveis de entrada e saída para compor o algoritmo e é simulado em dois modos: estático e dinâmico (TURKY; AHMAD; YUSOFF, 2009).

Para projetar as regras de condução dos veículos utilizou-se um Autômato Celular (AC), pois este possibilita representar eventos significativos que ocorrem durante os congestionamentos, paralisação de tráfego, retorno de movimento e assim por diante. Foi desenvolvido um algoritmo para representação destas regras e um modelo do algoritmo genético utilizado.

As simulações foram realizadas nos modos citados anteriormente, estático que corresponde ao tempo de ciclo fixo, e o dinâmico com a utilização do AG. Para os resultados obtidos foram consideradas: a duração do tempo de viagem nos dois modos, a fila de veículos e de pedestres que aguardam no sinal vermelho. Também nos dois modos pode-se concluir que nos três cenários o desempenho do modo dinâmico, com AG, é consideravelmente superior devido à sua flexibilidade, pois é capaz de calcular o tempo de verde ideal com base no número de veículos e pedestres no sinal vermelho e o comprimento da fila destes (TURKY; AHMAD; YUSOFF, 2009).

A partir dos trabalhos citados neste capítulo pode-se concluir que, as técnicas mencionadas trazem diversos benefícios ao estudo do controle de semáforos do tráfego rodoviário. Juntamente com estes conceitos e tomando como base a ideia de (TURKY; AHMAD; YUSOFF, 2009), expandida para duas junções de semáforos inicialmente, o propósito deste trabalho é também analisar o impacto da dispersão de poluentes tendo como cenário o centro da cidade de Rio Grande/RS.

Outro trabalho relatado neste capítulo, que menciona o estudo de recursos naturais e dispersão de poluentes foi proposto por (NUNES, 2013), onde foi realizado o estudo da dispersão de poluentes atmosféricos através da aplicação de modelos computacionais, considerando a cidade de Rio Grande/RS como estudo de caso visto que a quantidade de fontes poluidoras mostra-se significativa. Dentre os modelos meteorológicos estudados destacam-se neste trabalho, o ISC (*Industrial Source Complex*) e o CALPUFF (*Californian Puffs*).

Um modelo hipotético de evolução dos impactos ambientais foi desenvolvido e pos-

teriormente testes foram realizados com estes dois modelos meteorológicos. Com os dados de saída gerados pelos modelos ISC e CALPUFF foi possível analisar os resultados obtidos. Estas análises, mesmo que preliminares, demonstraram que no decorrer dos períodos simulados ocorrem situações de alerta em que, os níveis de poluição definidos pelo CONAMA são ultrapassados segundo os resultados obtidos no trabalho (NUNES, 2013).

Outro trabalho recentemente desenvolvido foi de (DESSBESELL, 2015), onde agentes inteligentes foram empregados no estudo do controle de tráfego, em um ambiente de simulação multiagente, com intuito de reduzir os problemas causados pelos congestionamentos, o estudo de caso ocorreu em uma região da cidade de Porto Alegre/RS.

Para o desenvolvimento do trabalho, o autor utilizou o simulador de tráfego SUMO, dados reais sobre a programação semaforica do local e também o volume de tráfego de alguns cruzamentos da área específica foram utilizados. A partir deste contexto, um semáforo inteligente foi desenvolvido, o qual aplica uma heurística em forma de algoritmo de controle para a tomada de decisões. Contudo, foram comparados os resultados obtidos nas simulações, com e sem o semáforo inteligente, onde os resultados foram considerados relevantes (DESSBESELL, 2015).

Os trabalhos apresentados nesta seção sintetizam os temas abordados na atualidade e a importância de estudos realizados nas áreas da IA como um todo, também os AG's e sistemas multiagentes, gerenciamento de semáforos e dispersão de poluentes.

A presente proposta possui carácter interdisciplinar, buscando técnicas e métodos que auxiliam no estudo de recursos naturais, como a dispersão de poluentes. Observa-se a importância deste estudo visto que a cada ano, em grandes centros urbanos, a poluição torna-se uma preocupação da sociedade. O tráfego de veículos contribui bastante com o aumento desta poluição, desta forma neste trabalho desenvolveu-se um Algoritmo Genético que busque auxiliar no gerenciamento de semáforos, visando a diminuição da dispersão de poluentes, na área do centro da cidade de Rio Grande/RS.

Através das pesquisas realizadas para a realização deste, não evidenciou-se trabalhos com os temas abordados no trabalho realizado.

A Tabela 2 sumariza os trabalhos correlatados neste capítulo e as técnicas e recursos utilizados pelos mesmos.

Tabela 2: Sumarização dos trabalhos relacionados e técnicas utilizadas

Trabalho	IA	AG	SMA	Recursos Naturais	Gerenciamento de Semáforos	Dispersão de Poluentes
(BORN M.B.; SOUZA, 2015a) <i>et al.</i>	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
(DESSBESELL, 2015)	Sim	-	Sim	-	Sim	-
(BORN; ADAMATTI, 2013)	-	-	Sim	Sim	-	Sim
(SILVA; MANFREDINI, 2010)	Sim	Sim	-	-	Sim	-
(HEINEN et al., 2013) <i>et al.</i>	Sim	-	Sim	-	Sim	-
(RETORE et al., 2006) <i>et al.</i>	Sim	-	Sim	-	Sim	-
(MELO, 2005)	-	-	-	-	Sim	-
(TURKY; AHMAD; YUSOFF, 2009)	Sim	Sim	-	-	Sim	-

2.6 Considerações

Neste capítulo foram abordados os assuntos relevantes para o desenvolvimento deste trabalho. A partir do estudo destes temas foi possível a construção e embasamento para a proposta desta dissertação.

Na seção de Dispersão de Poluentes, buscou-se embasamento teórico sobre o assunto e a relevância do estudo deste tema para a mobilidade urbana e a sociedade. Bem como, referencial de trabalhos que foram desenvolvidos no decorrer dos anos. Foram apresentados a categoria dos poluentes e os padrões de poluição do ar, definidos pelo CONAMA. Identificou-se também, quais são os poluentes emitidos pelos veículos e os que são definidos no simulador SUMO.

A segunda seção apresentou o estudo dos Algoritmos Genéticos, o histórico dos mesmos, principais características e operadores utilizados. O funcionamento dos AG's foram descritos e a representação da estrutura básica, tanto em pseudo-código quanto em fluxograma foram apresentados. Justificando assim, a escolha desta técnica para o desenvolvimento do trabalho, pois através do conteúdo estudado pode-se constatar que a implementação dos AG's é rápida e simples. No capítulo a seguir, também pode-se concluir que a utilização de Algoritmos Genéticos está amplamente disseminada e que apresenta resultados satisfatórios aos estudos realizados.

Na terceira seção, o estudo sobre Agentes e Sistemas Multiagentes foi descrito, bem como as definições, classificação dos agentes, a arquitetura genérica e tipos de agentes. Em sistemas multiagentes, as propriedades e exemplos destes sistemas foram apresentados com o intuito de aprimorar o conhecimento na área. O estudo sobre o tema mostrou-se relevante e interessante, pois conclui-se que, 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.

Na seção seguinte, os principais aspectos do simulador SUMO foram abordados, tais como, características da aplicação, geração de uma rede de tráfego, de veículos e rotas e como se comporta a simulação. A escolha do simulador para esta proposta, além das características mencionadas no texto, o SUMO apresenta evolução constante da implementação e *download* gratuito das versões.

Por fim, este capítulo possibilitou o entendimento dos conceitos, considerados importantes para o desenvolvimento deste trabalho, bem como o que têm sido desenvolvido sobre o tema na atualidade, motivando a autora a identificar problemas relacionados aos estudos realizados e propor um estudo de caso buscando minimizar, neste contexto, a emissão de poluentes atmosféricos.

3 METODOLOGIA

Para o desenvolvimento desta dissertação foram pesquisados trabalhos recentemente desenvolvidos sobre o tema proposto, apresentados na Tabela 2 do capítulo de Referencial Teórico. A partir desta análise detalhada, percebe-se a necessidade de avaliar a quantidade de dispersão de poluentes emitidos pelos veículos.

Desta forma, o gerenciamento de semáforos, auxiliado pela utilização dos Algoritmos Genéticos, na área especificada para a aplicação deste trabalho, visa a redução da poluição como forma de contribuir para problemática de tráfego de veículos e a emissão de poluentes.

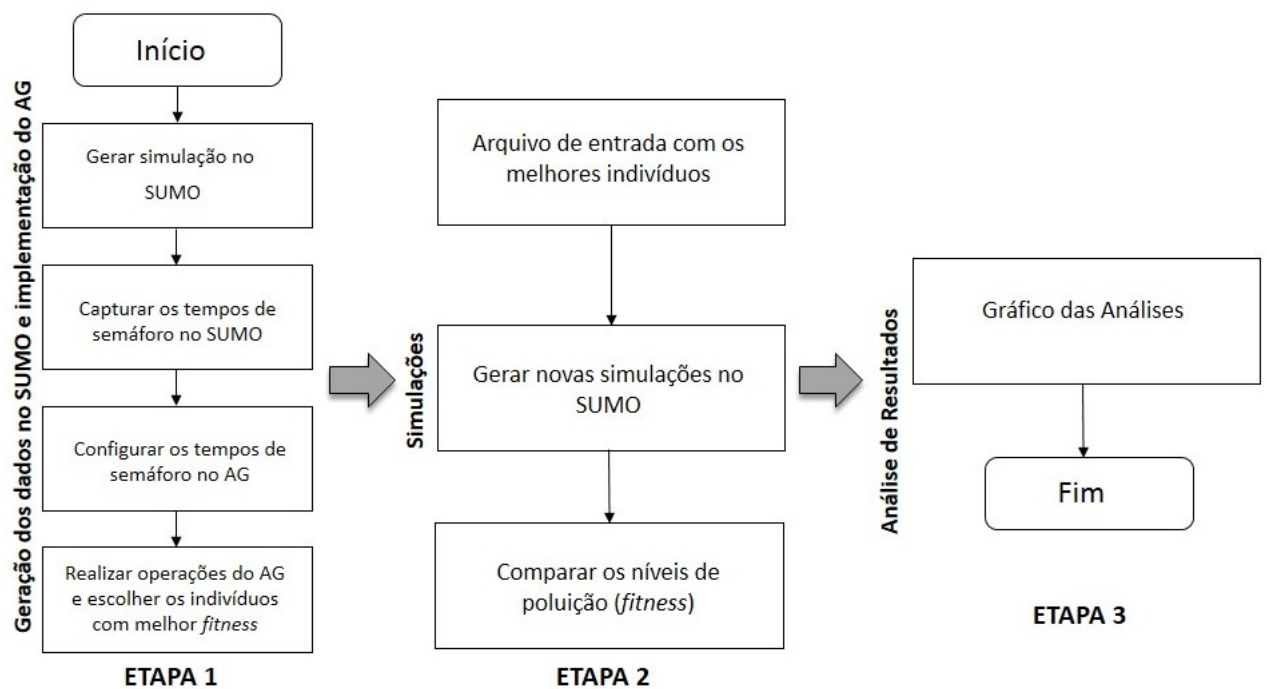


Figura 3: Fluxograma da proposta do trabalho
Fonte: Autora

3.1 Procedimentos metodológicos

O fluxograma da proposta desta dissertação está representado na Figura 3, o qual busca atingir os objetivos específicos deste trabalho.

3.1.1 Geração dos dados no SUMO e implementação do AG (Etapa 1)

A primeira etapa deste trabalho subdivide-se em quatro blocos: 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*.

- Gerar simulação no SUMO

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 as rotas percorridas pelos veículos. O mapa de uma cidade ou país também pode ser gerado a partir da exportação de um arquivo xml da ferramenta *Openstreetmap* (OSM), representada na Figura 4.

Na Figura 5, observa-se a representação do mapa da cidade de Rio Grande no simulador SUMO. Nesta visualização, no retângulo em vermelho, estão situadas as ruas do centro da cidade, estudo de caso deste trabalho.

A OSM foi fundada por Steve Coast no ano de 2004, os dados são publicados sob a licença de *Open Database License* e sua comunidade compreende países como o Brasil, Portugal, Angola e Moçambique. A criação dos mapas é realizada a partir de dados de dispositivos portáteis de GPS, fotografias aéreas, de fontes livres ou por conhecimento local.

Uma das características interessantes desta ferramenta é a possibilidade de edição dos mapas, sendo esta a motivação para a criação de OSM, visto que grande parte das ferramentas possuem restrições ou técnicas para sua utilização.

A Figura 6 representa parte do código exportado da *OpenStreetMap* onde observa-se, dentre vários atributos, o país, estado, cidade e o tamanho da população, neste caso Rio Grande/RS. A partir deste arquivo denominado *riogrande.osm* deve-se realizar uma conversão para que seja possível a leitura deste pelo simulador. A aplicação que realiza esta conversão no SUMO é a *Netconvert*, que consiste em uma aplicação em linha de comando.

A Figura 7 representa o arquivo de configuração necessário para simular os cenários. Neste caso, precisa-se do arquivo *riogrande.net.xml*, onde consta a conversão do mapa da cidade de Rio Grande exportado do OSM e também o arquivo de rotas *rotas.rou.xml*.

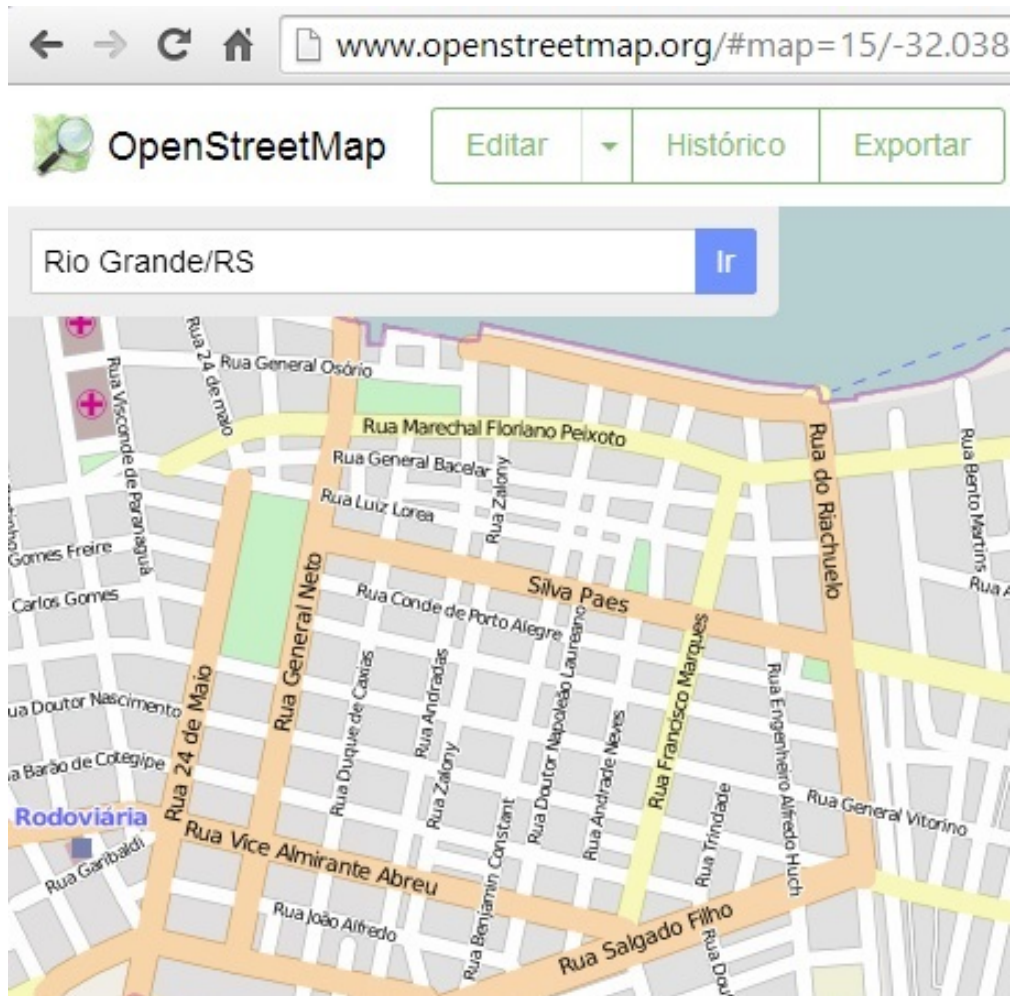


Figura 4: Mapa de uma região da cidade de Rio Grande/RS
Fonte: <http://www.openstreetmap.org>

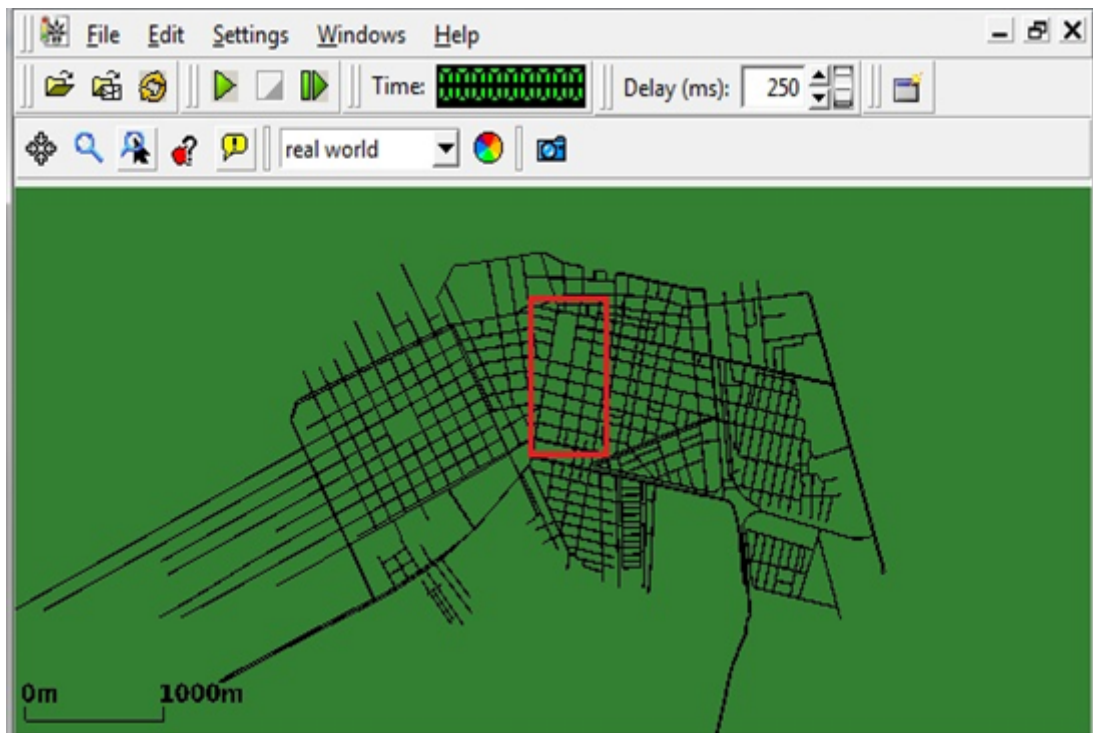


Figura 5: Interface gráfica do SUMO com o mapa da cidade de Rio Grande

```

<node id="321259986" lat="-32.1279730" lon="-52.1115269" user="katpatu
<node id="321260000" lat="-32.1118869" lon="-52.1111930" user="katpatu
<node id="406093463" lat="-32.0410154" lon="-52.1017013" user="Rodrigo
  <tag k="is_in" v="Rio Grande do Sul; RS; Brasil; BR; South America"/>
  <tag k="is_in:continent" v="South America"/>
  <tag k="is_in:country" v="Brasil"/>
  <tag k="is_in:country_code" v="BR"/>
  <tag k="is_in:state" v="Rio Grande do Sul"/>
  <tag k="is_in:state_code" v="RS"/>
  <tag k="name" v="Rio Grande"/>
  <tag k="place" v="city"/>
  <tag k="population" v="194351"/>

```

Figura 6: Exemplo de arquivo exportado do OSM

```

<?xml version="1.0" encoding="UTF-8"?>

<configuration xmlns:xsi="http://www.w3.org/2001/XMLSchema-instance" xsi:

    <input>
        <net-file value="riogrande.net.xml"/>
        <route-files value="rotas.rou.xml"/>
    </input>
    <processing>
        <time-to-teleport value="-1"/>
    </processing>
    <report>

```

Figura 7: Exemplo de arquivo de configuração do SUMO

```

<routes xmlns:xsi="http://www.w3.org/2001/XMLSchema-instance" xsi:noN
    <vType id="passeio" vClass="passenger"/>
    <route id="from0" edges="155117546#0 155117546#1 155117546#2
155117546#3 155117546#4 155117546#5 155117546#6 155117546#7
155117546#8 155117546#9 155117552#2 155117552#3 155117552#4
155117554#3 155117554#4 155117554#5 155117554#6 155117554#7
155117554#8 155117554#9 155117554#10 155117554#11 112737474#7
112737474#8 112737474#9"/>
    <flow id="from0" type="passeio" route="from0" begin="1" end="200"
    <route id="from1" edges="155117602#0 155117602#1
155117602#2 155117602#3 155117602#4 112737474#9"/>
    <flow id="from1" type="passeio" route="from1" begin="1" end="200"
</routes>

```

Figura 8: Exemplo de arquivo de rotas do SUMO

Na Figura 8 define-se o arquivo *rotas.rou.xml*, onde encontram-se as rotas que os veículos percorrerão, sendo representadas as principais ruas do centro de Rio Grande. Sendo que estas ruas, no cenário real, compreendem: Rua Vinte e quatro de maio, General Neto, Senador Corrêa, Vice Almirante Abreu, Dr. Nascimento, Vitorino, Carlos Gomes, Dezenove de Fevereiro, General Câmara, Avenida Duque de Caxias e Silva Paes.

- Algoritmo Genético Desenvolvido

O Algoritmo Genético, desenvolvido para este trabalho está representado na Figura 9. No diagrama de classes da implementação do AG visualiza-se as duas principais classes do mesmo: *Cromossomo* e *Celula* com seus respectivos atributos e métodos. A classe *Cromossomo* possui o atributo *vetor* do tipo *boolean* e dois atributos *tempoSinalVerde* e *tempoDoCiclo* ambos com tipo de dado inteiro. Posteriormente define-se os seguintes métodos:

- *PreencheTempo (void)*: inicialmente, preenche o tempo no vetor de maneira aleatória;
- *muta (void)*: este método realiza a operação de mutação em bits aleatórios do cromossomo, na qual é escolhida, aleatoriamente, uma posição do *vetor*, sendo o mesmo do tipo *boolean* onde recebe 1 (um) para sinal verde e 0 (zero) para vermelho;
- *geraFilho (cromossomo PaiA, cromossomo PaiB)(void)*: transforma o cromossomo em um dos filhos, passado como parâmetro da função;
- *countTempoDeVerde (void)*: soma o tempo total de sinal verde dos semáforos, visto que os mesmos alteram-se após a operação de mutação;
- *getTempoSinalVerde (int)*: este método obtém o tempo de sinal verde;
- *getTempoDoCiclo (int)*: e este método obtém o tempo de ciclo;
- *getCromossomo (boolean)*: retorna o novo cromossomo com a operação de mutação aplicada;

Por conseguinte na classe *Celula*, tem-se um atributo *vetor* o qual é uma lista do tipo *Cromossomo* e seus métodos se constituem por:

- *addCromossomo (int numCromossomos, int tempoSinalVerde, int tempoCiclo) (void)*: adiciona o número de cromossomos desejados, com o tempo de sinal verde e o tempo de ciclo total do semáforo;

- *mutaCromossomos (int percentualDeMutacao) (void)*: realiza a mutação nos cromossomos da célula com determinado percentual de mutação;
- *cruzamento (void)*: realiza o cruzamento de todos os cromossomos da célula gerando seus sucessores; Esta função possui dois cromossomos filhoA e filhoB os quais são formados pelo cruzamento da primeira metade do paiA com a primeira metade do paiB e assim sucessivamente para gerar novos filhos.
- *calculaSucessores (int numeroDeSucessores)(void)*: mostra em um arquivo o tempo de sinal verde para os 10 (dez) semáforos que obtiveram menor poluição para determinada configuração de tempos dos mesmos. É importante ressaltar que, neste somatório das poluições são considerados os poluentes: Co, CO₂, HC, NO_x e PM_x.

No desenvolvimento do AG para esta dissertação, os comandos do simulador SUMO, são chamados 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, foi configurado um tempo inicial de sinal verde para os semáforos e seus respectivos cruzamentos. O AG chama o SUMO para calcular a poluição e pegar os 10 (dez) melhores tempos e, a partir destes gerar novos filhos e realizar novas mutações, buscando melhorar os tempos obtidos, como representado na Figura 10.

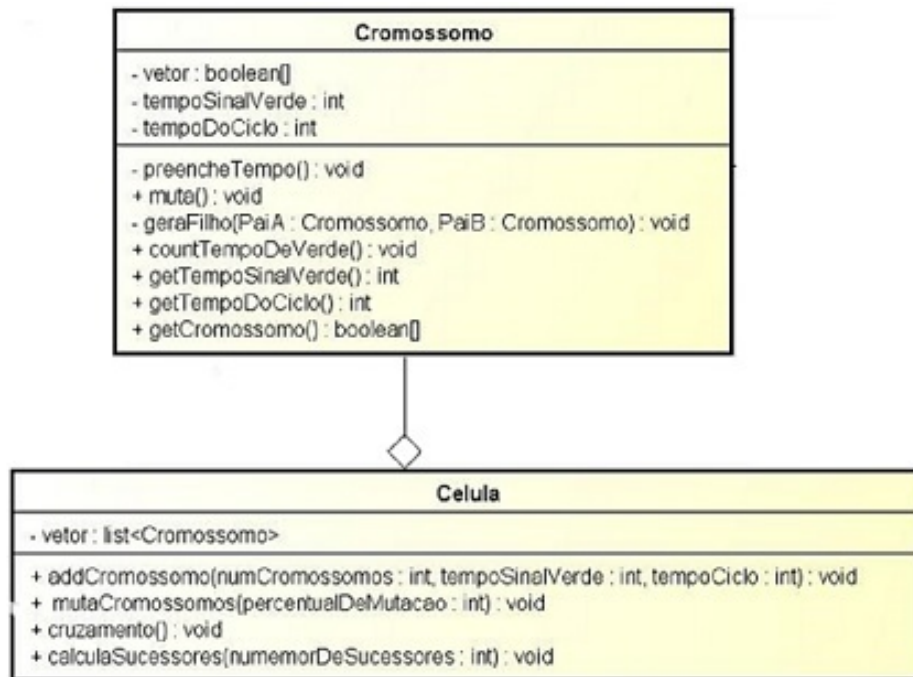


Figura 9: Diagrama de classes do AG

- Capturar os tempos de semáforos do SUMO

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 10: Representação de um dos resultados gerados pelo AG

Os semáforos são adicionados à rede de simulação a partir da aplicação JOSM (Java Openstreetmap Editor), desenvolvido na linguagem de programação *Java*, onde informa-se às junções que possuem os *ids* dos semáforos.

Os tempos de semáforos no simulador SUMO são capturados através do arquivo adicional configurados na simulação, denominado *riogrande.add.tls.xml*. Neste arquivo são adicionados os 10 (dez) semáforos representados nestas simulação, aos quais correspondem as junções das ruas: vinte e quatro de maio e Senador Corrêa, vice Almirante Abreu, Dr. Nascimento, Vitorino, Carlos Gomes e Dezenove de Fevereiro; posteriormente nas ruas: General Neto e Avenida Silva Paes, General Câmara, Dr. Nascimento, Almirante Abreu, Senador Corrêa; Avenida Duque de Caxias e Avenida Silva Paes, com seus respectivos *ids*, no mapa do centro de Rio Grande.

A Figura 11 representa a estrutura padrão para a configuração de cada semáforo, onde tem-se as "Fases" compostas pela duração (*duration*) de cada uma, bem como o "Estado" (*state*) compreendido pelos intervalos. Sendo que "G" (sinal verde com prioridade), "g" (sinal verde sem prioridade), "y" (sinal amarelo) e "r" (sinal vermelho).

A Figura 12 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. 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.

- Configurar os tempos de semáforos no AG

Com a leitura do arquivo contendo os dados dos tempos de semáforos da simulação gerada, configura-se no AG estes tempos. No Algoritmo Genético, a população

```

<additional>
  <tlLogic id="1280777170" type="static" programID="1" offset="0">
    <phase duration="31" state="GGGrrrrGGGrrr"/>
    <phase duration="6" state="yvyrrrryvyrrr"/>
    <phase duration="31" state="rrrGGGGrrrGGG"/>
    <phase duration="6" state="rrryvvyrrryvy"/>
  </tlLogic>
</additional>

```

⇩ **Durações das fases**
⇨ **Intervalos**

Figura 11: Estrutura código de cada semáforo



Figura 12: Representação de dois semáforos do mapa de Rio Grande

inicial é configurada com os tempos dos semáforos, aleatoriamente na primeira configuração (foi utilizada a configuração padrão do SUMO na primeira rodada).

Após esta configuração inicial dos tempos, o AG calculará qual a reorganização destes que gera o melhor *fitness*, para este caso o menor índice da soma dos poluentes disponibilizados pelas simulações.

Por definição padrão do banco de dados do simulador, os poluentes são: CO₂, CO, HC, NO_x e PM_x. Os índices destas emissões podem ser visualizados na Figura 13, a qual representa parte do arquivo de saída, onde em cada *timestep*, cada passo da simulação, e para cada veículo calcula a soma emitida.

```
<timestep time="1.00">
  <vehicle id="from0.0" eclass="HBEFA2/P_7_7" CO2="601.69" CO="6.37" H
  <vehicle id="from1.0" eclass="HBEFA2/P_7_7" CO2="601.69" CO="6.37" H
</timestep>
<timestep time="2.00">
  <vehicle id="from0.0" eclass="HBEFA2/P_7_7" CO2="1308.18" CO="15.55"
  <vehicle id="from1.0" eclass="HBEFA2/P_7_7" CO2="1131.40" CO="12.37"
```

Figura 13: Exemplo de arquivo de saída com as emissões

Além do arquivo de saída gerado com todos os ciclos executados pelo simulador SUMO e com os valores das emissões dos poluentes, pode-se também observar na parte gráfica do mesmo, como mostra a Figura 14. Estes valores de cada poluente correspondem a cada veículo da simulação.

- Realizar operações do AG e escolher os indivíduos com melhores *fitness*

A partir do arquivo de dados, com os tempos de semáforos, realiza-se a operação de mutação (para uma população de 50 indivíduos) e assim escolhe-se os melhores indivíduos, ou seja, aqueles que têm o valor de *fitness*.

Nas simulações desenvolvidas nesta dissertação os melhores indivíduos são àqueles que apresentarem menor valor de *fitness*, na soma total dos poluentes.

A Tabela 3 representa as opções utilizadas em linha de comando para executar as ações de simulação no SUMO. Estas manipulações são necessárias para que os arquivos sejam carregados corretamente na parte visual do mesmo, onde pode-se visualizar o cenário com as especificações configuradas no simulador.

3.1.2 Simulações (Etapa 2)

A etapa de simulações deste trabalho é dividida em três blocos:

- Arquivo de entrada com os melhores indivíduos

Name	Value	Dynamic
type [NAME] DEFAULT_TYPE		✗
left same route [#]	199	✗
insertion period [s]	1.00	✗
waiting time [s]	0.00	✓
last lane change [s]	154.00	✓
desired depart [s]	13.00	✗
position [m]	66.22	✓
speed [m/s]	10.83	✓
angle	168.95	✓
CO2 (HBEFA) [g/s]	2185.27	✓
CO (HBEFA) [g/s]	4.50	✓
HC (HBEFA) [g/s]	0.46	✓
NOx (HBEFA) [g/s]	3.73	✓
PMx (HBEFA) [g/s]	0.14	✓
fuel (HBEFA) [l/s]	0.87	✓
noise (Harmonoise) [dB]	63.27	✓

Figura 14: Representação gráfica dos poluentes no SUMO para cada veículo

Tabela 3: Lista de opções utilizadas em linha de comando

Opção	Descrição	Arquivo
-osm-files	Indicação de arquivo do tipo <i>osm xml</i> como entrada	riogrande.osm
-output-file	Arquivo de saída gerado com o nome informado	riogrande.net.xml
-tls.join	Realiza agrupamento de nós próximos controlados pelo mesmo semáforo	ids semáforos
-junction.join	Realiza o agrupamento de junções próximas	
-tls.guess-signals	Controla semáforos próximos	
-osm.elevation	Realiza a importação de dados de elevação das vias	

O arquivo gerado pelo Algoritmo Genético, a partir das simulações realizadas com o SUMO, considerando os indivíduos que obtiveram melhor valor de *fitness*, tem o menor índice de poluição.

Logo após esta geração, os novos tempos de semáforos são reorganizados e simulados novamente no SUMO, a fim de gerar novos valores para os semáforos a partir do AG.

- Gerar novas simulações no SUMO

As novas simulações são geradas considerando os 100 ciclos a serem executados conforme especificação do simulador SUMO, configurado no AG.

- Comparar os níveis de poluição

A partir dos cenários simulados (alterando os valores de mutação do AG) será realizada uma comparação, buscando os melhores resultados nos níveis de poluição. Neste caso, os menores índices são considerados os melhores, visto que o principal objetivo deste trabalho é gerenciar os tempos de semáforos de maneira a minimizar a dispersão de poluentes emitidos pelos veículos.

As comparações destes níveis de poluição são representados pelos gráficos no capítulo de Simulações Realizadas.

3.1.3 Análise de Resultados (Etapa 3)

Após a conclusão das duas primeiras etapas, Geração de dados no SUMO e implementação do Algoritmo Genético (Etapa 1) e Simulações (Etapa 2), será realizada a etapa de Análise dos Resultados obtidos nas simulações desenvolvidas no decorrer do trabalho.

A geração de tabelas e gráficos a partir dos resultados obtidos ao final das simulações propostas, 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.

4 SIMULAÇÕES REALIZADAS E RESULTADOS OBTIDOS

Os resultados das simulações são descritos em detalhes no capítulo de Simulações Realizadas e Resultados Obtidos, bem como as análises gráficas geradas a partir da interpretação dos mesmos.

4.1 Cenários de Simulação

Os resultados obtidos neste trabalho são descritos no decorrer deste capítulo. Para análise do comportamento do Algoritmo Genético, a partir do desenvolvimento deste, foram realizadas simulações com diferentes valores de mutação no AG:

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

Para esta análise, foram realizadas simulações para as taxas de mutação 10, 20, 30, 40 e 50, buscando verificar se os valores dos tempos de semáforos, bem como as taxas totais de poluição (somatório dos poluentes: Co, CO₂, HC, NO_x e PM_x) entraram em um estado de equilíbrio ou continuam sendo alteradas durante as simulações. O AG utilizado neste trabalho, nos resultados aqui apresentados, não faz uso de uma função de seleção.

Como as simulações são realizadas de forma semi-automática, a configuração dos semáforos, a cada geração de simulação, é alterado manualmente, tornando as simulações mais demoradas. Fora isto, o tempo de execução de cada geração (que envolve 100 *timesteps* do SUMO) também demanda certo tempo de processamento (entre 4 e 5 minutos cada).

Assim, não foi realizado um grande número de simulações.

As Tabelas 4, 5, 6, 7, 8, 9 e 10 apresentam os valores resultantes das simulações realizadas, onde R1, R2,...,Rn representam as gerações de simulação realizadas, que seguem a metodologia anteriormente explicada. Já a denominação S0,...,S9 representa os 10 semáforos definidos para a simulação; e G (*green*) e R (*red*) o tempo (em segundos) em que o semáforo permanece aberto (verde) e fechado (vermelho).

O maior interesse em utilizar o AG foi que este, a partir de suas operações, encontrasse novos valores para os tempos dos semáforos (verde e vermelho). Assim, pelas Tabelas a seguir, perceber-se-á que em algumas gerações os tempos dos semáforos sofrem fortes alterações, e com o passar das gerações, estes tempos (em segundos) começam a ficar 'constantes', e a poluição também possui menor oscilação. Observa-se que o somatório dos poluentes, a poluição, é calcula em g/s (grama por segundo) de acordo com o padrão do simulador SUMO.

As Tabelas 4 e 5 apresentam os dados de simulação com mutação 10 para 50 gerações de simulação. O menor valor de poluição total encontrado foi 446.450 g/s (para as gerações 3 e 34). Percebe-se que não existe um padrão definido de comportamento, pois não são gerados ciclos, ou seja, os valores de poluição não sofrem acréscimo/decrécimo de forma lógica. Os menores valores de poluição total repetem-se, mas os valores dos tempos de semáforo entre as gerações são diferentes.

As Tabelas 6 e 7 apresentam os dados de simulação com mutação 20 para 50 gerações de simulação. O menor valor de poluição total encontrado foi 513.847 g/s (para as gerações 4 e 10). Percebe-se que para a configuração padrão do SUMO, para os tempos de semáforos, foi onde a poluição total obteve o maior valor (1.530.691 g/s).

Outro detalhe é que, aparentemente, as simulações estabilizam, onde o menor valor de poluição total é 513.847 g/s. Contudo, essa afirmação somente poderá ser confirmada quando da realização de uma quantidade maior de simulações.

As Tabelas 8 e 9 apresentam os dados de simulação com mutação 30 para 50 gerações de simulação. O menor valor de poluição total encontrado foi 427.385 g/s (para a geração 5). Para este valor de mutação, houve muita oscilação nos valores dos tempos dos semáforos, bem como no valor total da poluição. O que pode-se afirmar é que o menor valor de poluição total encontrado para esta mutação é menor do que com valores de mutação de 10, 20 e 40. Contudo, uma maior quantidade de testes deve ser realizada. Outro detalhe que se observa é que com a taxa de mutação 30 obteve-se os maiores "picos" nos valores de poluição.

As Tabelas 10 e 11 apresentam os dados de simulação com mutação 40 para 50 gerações de simulação. O menor valor de poluição encontrado foi de 470.462 g/s (para a geração 4). Como os valores oscilaram muito, não é possível com esta quantidade de simulações, afirmar que com a mutação igual a 40, em algum momento, possa-se obter melhores valores para os tempos de semáforos, de forma a ter-se uma poluição total melhor. Contudo, percebe-se que a oscilação não foi tão brusca quanto em outros caso, pois

o maior valor de poluição foi 1.794.787 g/s (para geração 32).

As Tabelas 12 e 13 apresentam os dados de simulação com mutação 50 para 50 gerações de simulação. O menor valor de poluição encontrado foi 252.397 g/s (para a geração 4). Este é o menor valor de poluição encontrado de todas as simulações realizadas. Contudo, os valores encontrados durante as simulações variam muito de uma rodada para a outra, o que pode ser explicado pela alta taxa de mutação, permitindo ao AG sair dos mínimos locais. Desta forma, não é possível verificar ciclos nos valores encontrados.

As Figuras 15 e 16 apresentam, de forma gráfica, os valores das poluições totais (em g/s) para todas as simulações realizadas com 50 gerações de simulação.

Na Figura 16, percebe-se que os menores valores foram para a taxa de mutação 50 (próximos a 200.000). Já os maiores valores foram para a taxa de mutação 30.

As mutações com taxas 20 e 40 foram as mais 'estáveis', ou seja, com menor oscilação de valores de simulação. Contudo, pelas gerações de simulação realizadas, estas mutações não obtiveram os menores valores de poluição total. Com um maior número de simulações, poder-se-á verificar se esses valores de mutação entram em um mínimo local ou realmente não são valores de mutação válidos para a obtenção de um menor valor de poluição total.

Tabela 4: Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 10 primeira parte

	S0		S1		S2		S3		S4		S5		S6		S7		S8		S9		Poluição
	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	
R1	31	9	31	9	31	4	31	4	31	4	31	4	31	4	31	7	31	7	31	9	1.031.522
R2	41	12	35	10	40	5	45	6	41	6	44	6	39	5	45	11	43	10	43	12	784.231
R3	37	11	40	12	37	5	43	6	41	6	43	6	42	6	40	10	43	10	41	12	446.450
R4	40	12	36	11	40	6	40	6	40	6	38	5	39	5	41	10	40	9	42	12	781.567
R5	39	12	41	12	41	6	40	6	40	6	40	5	40	5	40	10	41	9	39	11	784.231
R6	42	13	38	11	42	6	41	6	40	6	37	5	39	5	39	10	41	9	36	10	486.711
R7	45	14	35	10	35	5	45	7	42	6	40	6	41	5	39	10	40	9	40	11	711.935
R8	39	12	39	11	36	5	39	6	43	6	40	6	40	5	41	11	44	10	40	11	1.369.664
R9	40	12	41	12	39	6	44	7	38	5	43	6	35	4	38	10	40	12	41	12	803.213
R10	37	10	40	12	37	6	35	6	41	5	44	6	40	5	45	12	40	10	36	10	699.861
R11	39	11	40	12	40	7	40	7	41	5	39	5	40	5	40	11	40	10	40	11	1.112.748
R12	41	12	41	12	41	7	46	8	40	5	40	5	40	5	40	11	40	10	40	11	572.766
R13	40	12	36	10	42	7	42	7	41	5	38	5	38	5	36	10	36	9	40	11	803.213
R14	41	12	37	10	37	6	40	7	36	5	41	5	44	6	40	11	34	8	40	11	868.052
R15	40	12	43	12	42	7	46	8	36	5	40	5	39	5	36	10	43	10	43	12	784.231
R16	40	12	38	11	41	7	39	7	41	6	40	5	42	6	39	11	40	9	42	12	800.742
R17	40	12	42	12	39	7	38	7	38	5	38	5	42	6	38	11	41	9	36	10	781.567
R18	39	12	39	11	39	7	40	7	40	5	40	5	40	6	39	11	41	9	40	11	626.553
R19	42	13	40	11	40	7	39	7	38	5	38	5	40	6	43	12	40	9	42	11	868.052
R20	38	12	44	12	42	7	36	6	39	5	39	5	40	6	38	11	39	9	39	10	923.996
R21	40	13	41	12	40	7	43	7	39	5	40	5	43	6	36	11	40	9	42	11	846.171
R22	42	13	37	11	40	7	40	6	33	4	41	5	36	5	44	13	40	9	40	11	923.996
R23	42	13	40	12	39	7	38	6	39	5	42	5	40	6	40	12	40	9	38	11	834.696
R24	39	12	39	12	36	6	40	6	38	5	40	5	39	6	43	13	38	9	41	12	531.588
R25	42	13	40	12	40	7	40	6	47	6	38	5	40	6	39	12	45	11	35	10	497.806

Tabela 5: Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 10 segunda parte

	S0		S1		S2		S3		S4		S5		S6		S7		S8		S9		Poluição
	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	
R26	42	13	39	12	38	7	42	6	37	5	39	5	43	7	34	10	38	9	43	12	1.062.128
R27	41	13	35	11	43	8	40	6	35	5	45	6	38	6	40	12	37	9	39	11	758.253
R28	32	9	48	15	44	8	44	7	43	6	39	5	40	6	40	12	40	10	42	12	803.213
R29	40	12	44	14	35	6	40	6	40	6	40	5	41	6	37	11	40	10	41	12	572.766
R30	39	12	44	14	41	7	41	6	42	6	42	5	41	6	43	13	42	12	40	12	711.935
R31	42	13	41	13	41	7	42	6	40	6	40	5	40	6	39	12	40	10	41	12	850.058
R32	40	13	37	12	42	7	40	6	41	6	43	5	38	6	37	11	45	11	38	11	914.550
R33	48	16	38	12	37	6	44	7	43	7	48	6	36	6	42	13	34	8	44	13	1.228.394
R34	37	12	38	12	43	7	40	6	43	7	37	5	44	7	41	13	40	9	41	12	446.450
R35	36	12	38	12	40	6	43	7	45	8	35	5	44	7	34	11	40	9	45	13	803.213
R36	40	13	40	13	43	7	46	8	38	7	40	6	39	6	37	12	38	9	36	10	672.121
R37	38	12	41	13	39	6	37	6	40	7	42	6	41	6	38	12	39	9	41	12	748.904
R38	40	13	38	12	39	6	43	7	43	8	37	6	37	6	38	12	37	9	40	12	945.394
R39	40	13	39	12	41	7	40	7	40	8	41	7	39	6	38	12	38	9	42	13	914.550
R40	43	14	42	13	42	7	42	7	37	9	39	7	40	6	38	12	43	10	40	12	1.031.522
R41	40	13	40	12	41	7	39	6	40	8	43	8	37	6	41	13	40	9	36	11	882.634
R42	40	13	40	12	39	7	42	7	37	7	39	7	43	7	42	13	35	8	36	11	834.696
R43	40	13	40	12	34	6	39	6	44	9	42	8	40	7	40	13	39	9	46	14	1.001.755
R44	40	13	40	12	45	8	44	7	38	8	38	7	38	7	44	14	40	9	46	14	850.058
R45	39	13	44	13	39	7	42	7	41	9	40	8	36	7	38	12	40	9	42	13	513.847
R46	41	14	43	13	40	7	39	6	38	8	40	8	43	8	41	13	39	9	39	12	882.634
R47	40	14	36	11	40	7	45	7	41	9	40	8	38	7	37	12	43	10	40	12	1.012.047
R48	44	15	42	13	40	7	40	6	39	9	42	8	39	7	41	13	38	9	42	13	834.696
R49	40	14	40	13	38	7	40	6	44	10	41	8	41	8	38	12	39	9	42	13	726.006
R50	43	15	38	12	40	8	41	6	42	10	42	8	37	7	39	12	40	12	38		758.253

Tabela 6: Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 20 primeira parte

	S0		S1		S2		S3		S4		S5		S6		S7		S8		S9		Poluição
	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	
R1	31	9	31	9	31	4	31	4	31	4	31	4	31	4	31	7	31	7	31	9	834.696
R2	42	12	39	11	36	5	40	5	41	5	40	5	40	5	41	9	41	9	39	11	758.253
R3	38	11	42	12	39	6	43	6	42	5	37	5	40	5	36	8	40	9	40	11	513.847
R4	38	11	38	11	41	7	44	6	42	5	38	5	39	5	41	9	40	9	37	10	726.006
R5	40	12	38	11	37	6	35	5	40	5	40	5	42	6	40	9	44	10	40	11	626.553
R6	35	10	39	11	40	7	38	6	42	5	42	5	40	6	44	10	39	9	42	12	726.006
R7	40	12	40	11	45	8	44	7	41	5	39	5	37	5	39	9	38	9	40	11	781.567
R8	42	12	36	9	42	8	42	7	40	5	40	5	45	6	38	9	40	9	40	11	601.156
R9	42	12	38	9	34	6	40	7	33	4	38	5	40	5	38	9	40	9	42	11	672.121
R10	43	12	40	9	40	7	40	7	41	9	39	5	43	5	43	10	38	9	37	10	513.847
R11	40	11	43	10	40	7	40	7	36	4	44	6	38	4	38	9	40	9	42	11	601.156
R12	40	11	37	9	42	7	39	7	38	4	40	5	37	4	41	10	43	10	41	11	803.213
R13	43	12	40	10	40	7	39	7	37	4	42	5	40	4	36	9	40	9	44	12	945.394
R14	35	10	38	10	39	7	42	8	41	4	41	5	35	4	47	12	36	8	44	12	784.231
R15	40	11	40	10	42	8	40	8	38	4	41	5	40	5	42	11	38	8	34	9	748.904
R16	40	11	38	9	38	7	39	8	40	4	41	5	41	5	39	10	40	8	39	10	1.036.683
R17	42	11	39	9	35	6	41	8	39	4	34	4	40	5	40	10	40	8	45	11	868.052
R18	39	10	37	9	40	7	45	9	35	4	42	5	44	6	43	11	40	8	37	9	486.711
R19	39	10	42	10	39	7	40	8	42	5	40	5	40	6	41	11	36	7	39	9	1.530.691
R20	40	10	43	10	39	7	41	8	44	5	36	4	39	6	39	10	43	8	40	9	882.634
R21	38	10	43	10	44	8	37	7	42	5	39	4	40	6	41	11	42	8	40	9	726.006
R22	41	11	43	10	41	7	42	8	39	5	38	4	39	6	40	11	39	7	43	10	1.297.462
R23	42	11	40	9	38	6	40	8	40	5	40	4	43	7	39	11	41	7	40	9	768.076
R24	39	10	39	9	40	6	40	8	42	5	41	4	41	7	42	10	40	7	40	9	650.846
R25	39	10	42	10	43	6	39	8	40	5	39	4	42	7	44	12	41	7	42	9	1.122.906

Tabela 7: Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 20 segunda parte

	S0		S1		S2		S3		S4		S5		S6		S7		S8		S9		Poluição
	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	
R26	40	10	39	9	40	6	45	9	39	5	38	4	41	7	37	10	36	6	43	9	748.904
R27	40	10	42	10	38	6	43	9	43	6	40	4	40	7	39	10	40	7	40	8	1.170.907
R28	40	10	41	10	38	6	41	9	38	5	36	4	39	7	44	11	37	6	40	8	945.394
R29	39	10	37	9	41	6	43	9	38	5	37	4	40	7	40	10	44	7	42	8	1.031.522
R30	30	10	41	10	42	6	34	7	39	5	40	4	38	7	37	9	38	6	44	8	1.062.128
R31	40	10	41	10	39	6	40	8	37	5	41	4	44	8	41	10	35	6	42	8	1.509.281
R32	40	10	40	10	40	6	40	8	37	5	41	4	41	7	41	10	37	6	39	7	1.132.641
R33	41	10	40	10	41	6	37	7	40	5	42	4	40	7	43	10	40	6	35	6	914.550
R34	44	11	40	10	40	6	36	7	37	5	38	4	40	7	39	9	39	6	39	7	1.093.499
R35	41	10	44	11	40	6	37	7	39	5	42	4	41	7	40	9	43	7	41	7	982.041
R36	41	10	43	11	40	6	40	8	37	5	39	4	39	7	43	10	40	7	40	7	1.608.298
R37	43	10	41	10	40	6	43	9	44	6	39	4	37	7	44	10	39	7	37	6	1.082.086
R38	38	9	40	10	40	6	41	9	40	5	40	4	41	8	42	10	41	7	37	6	868.052
R39	40	9	43	11	39	6	41	9	44	6	40	4	40	8	40	10	41	7	39	6	486.711
R40	40	9	44	11	38	6	40	9	41	6	38	4	42	8	40	10	40	7	35	5	615.318
R41	40	9	38	9	36	6	45	10	40	6	44	5	35	7	40	10	45	8	40	6	784.231
R42	40	9	35	8	40	7	43	10	40	6	42	5	41	8	37	9	38	7	41	6	784.231
R43	40	9	41	10	39	7	37	9	38	6	37	4	43	8	40	10	43	8	39	6	558.900
R44	40	9	40	10	40	7	40	10	40	6	41	4	42	8	39	10	40	7	43	7	897.176
R45	42	9	42	10	41	7	39	10	43	6	44	4	40	8	38	10	36	6	35	6	803.213
R46	38	8	42	10	39	7	36	9	40	6	42	4	39	8	39	10	44	7	40	7	1.203.535
R47	38	8	40	10	41	7	41	10	41	6	39	4	41	8	39	10	40	6	40	7	868.052
R48	40	8	38	10	41	7	38	9	43	6	40	4	40	8	40	10	40	6	42	7	830.526
R49	37	7	40	10	38	6	41	10	39	5	39	4	36	7	37	9	39	6	40	7	726.006
R50	36	7	42	10	37	6	37	9	43	6	42	4	41	8	37	9	43	7	40	7	914.550

Tabela 8: Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 30 primeira parte

	S0		S1		S2		S3		S4		S5		S6		S7		S8		S9		Poluição
	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	
R1	31	9	31	9	31	4	31	4	31	4	31	4	31	4	31	7	31	7	31	9	1.313.400
R2	41	12	39	11	39	5	40	5	42	6	42	6	39	5	40	9	36	8	41	12	726.006
R3	44	13	40	11	39	5	40	5	36	5	41	5	40	6	36	8	38	8	46	13	870.951
R4	40	12	41	11	35	5	40	5	39	6	38	6	39	5	42	9	37	8	42	12	1.461.426
R5	35	10	41	11	39	5	41	5	37	6	44	7	41	5	43	9	42	9	43	12	427.385
R6	33	10	35	9	40	5	33	4	38	6	40	6	43	5	38	8	40	9	36	10	897.176
R7	37	11	41	10	40	5	43	5	40	6	37	6	40	5	40	8	42	9	40	11	758.253
R8	44	13	44	11	41	5	40	6	39	6	39	6	42	5	43	9	40	9	40	11	699.861
R9	40	12	37	9	45	6	41	6	42	6	42	6	41	5	43	9	43	10	43	12	803.213
R10	40	12	38	9	40	5	35	6	43	6	35	7	37	5	33	7	45	11	42	10	711.847
R11	39	12	38	9	42	6	33	6	40	6	40	6	39	5	41	9	42	10	34	10	513.847
R12	38	12	43	10	38	5	44	8	36	5	40	6	41	5	40	9	40	10	40	12	2.423.913
R13	44	14	40	9	41	5	40	7	39	5	36	5	39	5	38	9	43	10	40	12	1.638.425
R14	45	14	41	9	41	5	40	7	44	6	43	6	36	5	38	9	43	10	40	12	1.545.859
R15	29	9	35	8	44	5	38	7	35	5	40	6	42	6	39	9	43	10	34	10	1.170.907
R16	38	12	39	9	40	6	42	8	39	6	41	6	42	6	38	9	42	10	40	12	1.170.907
R17	40	12	37	9	33	5	40	8	47	7	37	7	39	6	39	9	39	9	41	12	1.396.843
R18	40	12	42	10	40	6	38	8	40	6	44	8	39	6	44	10	38	9	36	11	1.369.664
R19	37	11	42	10	38	6	40	8	42	6	44	8	41	6	40	9	38	9	36	11	1.396.843
R20	45	12	39	9	40	6	40	8	36	5	45	8	41	6	36	8	38	9	42	13	1.422.064
R21	43	12	37	9	37	6	43	9	36	5	44	8	40	6	40	9	40	9	37	11	1.297.462
R22	40	11	41	10	40	6	42	9	42	6	40	7	41	6	40	9	39	9	41	12	1.240.011
R23	40	11	40	10	43	6	34	7	40	6	37	6	44	6	40	9	34	8	39	11	1.132.641
R24	42	11	39	10	40	6	41	8	35	5	38	6	40	5	39	9	47	11	34	10	950.952
R25	38	10	40	10	40	6	39	8	41	6	40	6	39	5	40	9	40	9	40	12	1.619.480

Tabela 9: Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 30 segunda parte

	S0		S1		S2		S3		S4		S5		S6		S7		S8		S9		Poluição
	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	
R26	40	10	41	10	39	6	40	8	41	6	41	6	39	5	40	9	40	9	39	12	868.052
R27	40	10	46	11	41	6	39	8	35	7	32	5	43	6	45	10	40	9	40	12	1.461.426
R28	40	10	45	11	39	6	40	8	40	8	40	6	41	6	42	10	39	9	43	13	1.264.587
R29	41	10	40	10	41	6	41	8	39	8	46	7	40	6	40	10	39	9	40	12	1.277.457
R30	41	10	40	10	40	6	41	8	40	8	41	6	38	6	40	10	39	9	42	13	530.979
R31	34	8	40	10	44	7	37	7	40	8	45	7	42	7	42	10	34	8	40	12	1.082.086
R32	35	8	38	10	33	5	41	8	38	8	40	8	41	7	40	10	42	10	43	13	803.213
R33	42	10	41	10	39	6	43	8	36	8	40	8	36	6	41	10	39	10	44	13	803.213
R34	39	6	36	9	40	6	39	7	40	9	41	8	46	8	42	10	38	10	40	12	699.861
R35	37	9	40	10	43	6	40	7	40	9	43	8	40	7	39	10	39	10	40	12	847.999
R36	40	10	39	10	39	5	43	8	40	9	40	8	40	7	40	10	43	11	40	12	834.696
R37	42	10	45	12	41	5	38	7	39	9	39	8	39	7	40	10	39	10	42	12	850.058
R38	37	9	37	10	42	5	42	8	39	9	40	8	42	8	39	10	38	10	41	12	1.093.499
R39	41	10	44	12	37	4	43	8	41	9	40	8	40	8	40	10	39	10	36	11	1.545.859
R40	41	10	41	11	40	4	39	7	41	9	40	8	38	8	38	10	38	10	40	12	1.194.085
R41	39	10	44	12	39	4	38	7	40	9	36	7	37	8	41	11	41	11	39	12	1.264.587
R42	41	11	44	12	40	4	39	7	39	9	38	7	41	9	40	11	40	11	40	12	1.461.426
R43	44	12	38	10	38	4	40	7	38	9	36	7	45	10	40	11	40	11	42	12	781.567
R44	39	11	40	10	41	4	39	7	41	9	40	8	45	10	39	11	40	11	40	11	1.132.641
R45	43	12	40	10	43	4	40	7	40	9	39	8	38	8	43	12	44	12	37	10	699.861
R46	40	11	39	10	41	4	40	7	42	9	36	7	37	8	42	12	42	12	41	11	965.002
R47	44	12	38	10	36	4	40	7	42	9	36	7	39	8	44	13	40	12	42	11	699.861
R48	42	11	38	10	40	4	37	6	41	9	41	8	36	7	45	13	35	10	40	10	1.001.755
R49	40	11	40	10	41	4	45	7	39	9	42	8	42	8	41	12	38	12	40	10	965.002
R50	41	11	41	10	41	4	40	6	40	9	41	8	42	8	38	11	40	11	39	10	1.036.683

Tabela 10: Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 40 primeira parte

	S0		S1		S2		S3		S4		S5		S6		S7		S8		S9		Poluição
	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	
R1	31	9	31	9	31	4	31	4	31	4	31	4	31	4	31	7	31	7	31	9	672.121
R2	39	11	41	12	40	5	40	5	40	5	40	5	36	5	42	9	40	9	41	12	690.618
R3	44	13	43	13	40	5	39	5	36	5	41	5	40	6	39	8	41	9	39	11	650.846
R4	37	11	40	12	43	6	39	5	41	6	39	5	40	6	40	8	41	9	44	12	470.462
R5	43	13	40	12	39	5	37	5	41	6	41	5	43	6	40	8	44	10	40	11	572.766
R6	38	11	39	12	40	5	42	6	42	6	42	5	40	6	39	8	40	9	40	11	531.588
R7	43	12	40	12	39	5	41	6	39	6	40	5	40	6	40	8	38	8	41	11	846.171
R8	40	11	40	12	40	5	40	6	40	6	39	5	39	6	40	8	38	8	41	11	486.711
R9	41	11	43	13	39	5	47	7	44	7	39	5	36	6	36	7	40	8	37	10	607.099
R10	38	10	38	11	41	5	39	6	43	6	35	5	40	6	40	8	44	9	36	12	711.935
R11	38	10	38	11	41	5	39	6	43	6	35	5	40	6	40	8	44	9	36	9	586.883
R12	38	10	41	12	37	5	40	6	39	5	40	6	41	6	41	8	37	8	38	9	1.112.748
R13	40	10	43	13	41	6	40	6	43	6	39	6	38	6	40	8	41	9	42	10	726.006
R14	44	11	42	13	41	6	36	5	38	5	39	6	37	6	40	8	40	9	41	10	1.001.755
R15	40	10	41	13	38	6	40	6	42	6	43	7	40	6	40	8	41	9	41	10	1.297.462
R16	41	10	39	12	36	6	44	7	41	6	40	7	45	7	43	9	39	9	38	9	1.228.394
R17	40	10	45	14	37	6	41	7	39	6	36	6	39	6	36	8	44	10	44	10	950.952
R18	35	9	36	12	32	5	35	6	37	6	48	8	39	6	44	10	44	10	41	9	834.696
R19	42	11	44	14	41	6	42	7	37	6	39	6	37	6	38	9	43	10	42	19	1.545.899
R20	39	10	38	12	42	6	38	6	39	6	44	7	37	6	40	9	43	10	38	8	1.160.586
R21	35	9	39	12	45	6	38	6	43	7	40	6	37	6	40	9	39	9	40	8	1.313.400
R22	41	11	40	12	42	6	38	6	40	6	40	6	41	7	41	9	39	9	38	8	1.396.843
R23	40	11	40	12	39	6	41	6	38	6	37	6	40	7	37	8	41	9	41	9	572.766
R24	42	11	37	11	38	6	37	5	45	7	40	6	38	7	43	9	40	9	35	8	1.170.907
R25	41	11	37	11	43	7	42	6	39	6	40	6	40	7	40	8	36	8	39	9	1.194.085

Tabela 11: Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 40 segunda parte

	S0		S1		S2		S3		S4		S5		S6		S7		S8		S9		Poluição
	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	
R26	41	11	39	11	40	7	41	6	40	6	40	6	40	7	38	8	40	9	43	10	1.461.426
R27	39	11	40	11	41	7	41	6	37	6	40	6	41	7	39	8	41	9	39	9	834.696
R28	42	12	40	11	40	7	40	6	37	6	41	6	40	7	43	9	40	9	40	9	950.952
R29	44	12	45	12	43	8	41	6	40	6	43	6	45	8	43	9	35	8	40	9	1.594.695
R30	41	11	40	11	38	7	39	6	41	6	40	6	40	7	40	8	39	9	39	9	965.002
R31	40	11	45	12	40	7	42	6	34	5	45	7	39	7	38	8	35	8	42	10	1.338.250
R32	46	13	39	10	39	7	40	6	40	6	36	6	39	7	41	9	41	9	40	10	1.794.787
R33	41	12	41	10	37	7	40	6	40	6	42	7	37	7	39	9	38	8	42	10	1.132.641
R34	42	12	40	10	37	7	40	6	36	5	42	7	38	7	38	9	41	9	43	10	1.481.086
R35	37	11	43	11	40	8	40	6	44	6	36	6	39	7	42	10	35	8	40	9	690.618
R36	40	12	35	9	42	8	40	6	39	5	40	7	41	7	39	9	42	10	39	9	1.099.668
R37	41	12	40	10	35	7	39	6	37	5	40	7	42	7	36	8	40	10	41	9	965.002
R38	38	11	43	10	39	8	36	6	41	6	40	7	43	7	42	9	41	10	40	9	1.132.641
R39	40	11	40	9	40	8	43	7	40	6	40	7	40	7	39	8	40	10	39	9	1.203.535
R40	41	11	41	9	41	8	38	6	41	6	44	8	40	7	38	8	36	9	37	9	1.012.047
R41	37	10	44	10	44	9	40	6	40	6	36	7	35	6	40	8	41	10	43	10	1.132.641
R42	42	11	40	9	38	8	39	6	45	7	40	8	40	7	40	8	41	10	40	9	1.170.907
R43	39	10	39	9	40	8	38	6	43	7	41	8	46	8	43	8	39	10	40	9	1.772.751
R44	39	10	42	10	41	8	41	6	38	6	40	8	40	7	39	7	42	11	40	9	914.550
R45	43	11	42	10	37	7	40	6	39	6	39	8	43	8	37	7	41	11	41	9	1.693.460
R46	39	10	40	10	36	7	40	6	38	6	41	8	39	7	40	8	44	12	42	9	699.861
R47	40	10	39	10	38	7	40	6	43	7	40	8	42	8	39	8	40	11	38	8	1.194.085
R48	41	10	44	11	38	7	35	5	38	8	42	8	40	8	36	8	37	10	40	8	800.742
R49	38	10	42	11	39	7	40	6	37	8	42	8	42	8	39	9	40	11	36	7	882.634
R50	38	10	42	11	38	7	40	6	40	8	42	8	38	7	42	9	42	11	39	8	1.048.555

Tabela 12: Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 50 primeira parte

	S0		S1		S2		S3		S4		S5		S6		S7		S8		S9		Poluição
	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	
R1	31	9	31	9	31	4	31	4	31	4	31	4	31	4	31	7	31	7	31	9	950.952
R2	42	10	37	11	40	5	39	5	39	5	40	5	43	5	41	9	37	9	39	12	882.634
R3	38	10	40	11	41	5	38	5	39	5	40	5	40	5	40	9	40	9	41	12	1.048.555
R4	40	11	47	13	40	5	42	6	39	5	38	5	41	5	47	10	40	9	40	12	252.397
R5	37	10	40	11	38	5	42	6	39	5	41	6	40	5	42	9	40	9	42	13	586.883
R6	40	11	40	11	45	6	40	6	34	4	45	7	33	4	40	9	40	9	46	15	298.304
R7	39	11	40	11	37	5	40	6	40	5	45	6	38	5	39	9	42	10	40	13	914.550
R8	40	12	44	12	39	5	41	6	40	5	40	5	44	6	42	10	42	10	41	13	669.861
R9	44	13	37	10	40	5	40	6	44	6	41	5	40	5	40	10	36	9	44	14	699.861
R10	40	12	41	11	46	6	41	6	37	5	39	5	41	5	40	10	40	10	40	13	965.002
R11	40	12	37	10	41	5	40	6	43	6	41	5	38	5	40	10	45	11	41	13	781.567
R12	39	12	41	11	40	5	40	6	40	6	40	5	36	5	42	10	40	10	41	13	1.170.907
R13	43	13	41	11	40	5	40	6	44	6	39	5	40	6	41	10	40	10	36	11	711.935
R14	36	11	41	11	39	5	41	6	40	6	39	5	39	6	42	10	40	10	36	11	690.618
R15	41	13	40	11	40	5	40	6	40	6	40	5	40	6	38	9	42	10	41	13	834.696
R16	42	13	41	11	40	5	40	6	40	6	40	5	40	6	41	10	42	10	40	13	1.036.683
R17	39	12	42	11	39	9	39	6	42	7	39	5	40	6	38	9	40	10	40	13	800.742
R18	40	12	40	11	39	5	43	7	36	6	39	5	37	6	41	10	40	10	45	15	572.766
R19	41	12	41	11	40	5	38	6	38	6	45	6	39	6	42	10	41	10	43	14	699.861
R20	37	11	38	10	42	5	44	7	36	6	38	5	40	6	40	10	39	10	43	14	1.122.906
R21	40	12	40	11	36	4	40	6	37	6	42	6	37	6	43	11	38	10	38	12	803.213
R22	42	13	42	12	40	4	38	6	42	7	40	6	39	6	40	10	38	10	39	12	1.012.047
R23	40	12	38	11	39	4	38	6	39	6	41	6	37	6	37	9	42	11	40	12	748.904
R24	41	12	40	12	40	4	39	6	39	6	38	6	40	6	39	9	39	10	40	12	897.176
R25	34	10	42	12	45	5	44	7	39	6	40	6	42	6	41	9	36	9	43	13	748.904

Tabela 13: Dados da simulação SUMO e AG para mutação = 50 segunda parte

	S0		S1		S2		S3		S4		S5		S6		S7		S8		S9		Poluição
	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	
R26	40	12	39	11	45	5	43	7	42	6	36	5	38	5	40	9	40	10	35	11	897.176
R27	39	12	39	11	41	5	40	6	37	5	43	6	45	6	38	9	42	10	40	13	748.295
R28	39	12	42	12	43	5	39	6	41	6	40	6	40	6	41	10	40	10	45	15	850.058
R29	41	13	40	12	39	5	44	7	43	7	41	6	40	6	40	10	44	11	36	12	650.846
R30	73	12	40	12	39	5	39	6	40	7	37	5	41	6	41	10	40	10	43	14	758.253
R31	38	12	41	12	40	5	39	6	39	7	40	5	46	7	37	9	42	10	38	12	846.171
R32	43	14	41	12	38	5	39	6	41	7	41	5	40	5	41	10	41	10	42	13	748.295
R33	34	14	40	12	40	5	40	6	36	6	37	5	44	7	41	10	39	10	40	13	758.253
R34	37	11	38	11	37	5	40	6	42	7	41	6	44	7	36	9	36	10	40	13	652.997
R35	39	11	40	12	38	5	37	6	40	7	39	6	41	7	42	10	39	10	41	13	486.711
R36	39	11	40	12	39	5	43	7	39	7	40	6	38	6	43	10	43	11	41	13	830.526
R37	40	11	44	13	42	5	42	5	40	7	40	6	40	6	37	9	36	9	38	12	1.122.906
R38	40	11	37	11	42	5	40	7	38	7	40	6	43	6	42	10	40	10	41	13	586.883
R39	40	11	40	12	40	5	40	7	42	8	41	6	39	5	39	9	41	10	41	13	803.213
R40	36	10	39	12	38	5	41	7	37	7	44	6	38	5	43	10	36	9	42	13	446.450
R41	43	12	41	13	43	6	40	7	44	8	42	6	40	5	46	11	39	10	40	12	672.121
R42	43	12	39	12	35	5	45	8	39	7	40	6	38	5	38	9	38	10	35	10	699.861
R43	43	12	37	11	36	5	45	8	38	7	44	7	40	5	38	9	40	10	40	11	846.171
R44	41	12	41	12	40	6	41	7	39	7	37	6	43	5	42	10	43	11	40	11	897.176
R45	43	13	37	11	41	6	37	6	41	7	37	6	38	4	43	10	40	10	39	11	586.883
R46	39	12	38	11	41	6	39	6	40	7	40	6	41	4	40	9	39	10	40	11	572.766
R47	43	13	40	12	40	6	40	6	38	7	37	6	42	4	38	9	37	9	42	11	615.318
R48	40	12	36	11	43	6	37	6	44	8	35	6	37	4	40	9	37	9	39	10	626.553
R49	39	12	41	13	41	6	45	7	40	7	37	6	40	4	35	8	44	10	40	10	830.526
R50	37	12	35	11	42	6	40	6	38	7	40	6	45	5	40	9	34	8	43	11	470.462

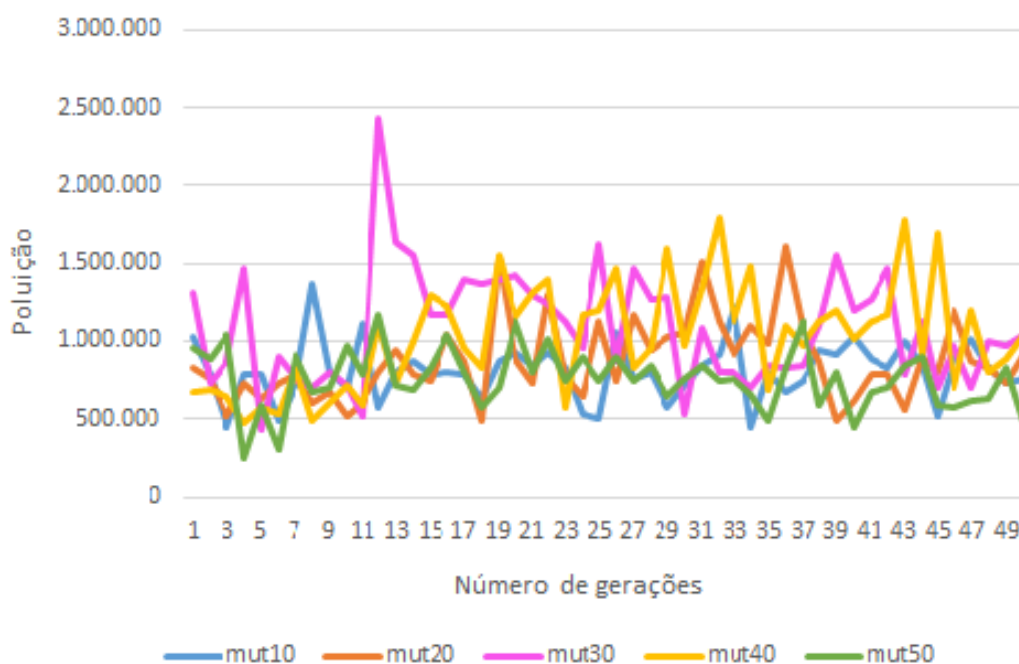


Figura 15: Valores totais de poluição para todas as configurações de mutação - 50 gerações

Já na Figura 15 são apresentadas as 50 rodadas de simulação para os valores de mutação 10 e 50 (ditos 'extremos'). Percebe-se que os valores de poluição total para a mutação 50 (relacionado apenas à mutação 10) são mais estáveis, apresentando dois picos com os menores valores de poluição total (os melhores valores encontrados).

Para a mutação 10 não houve tipo algum de comportamento padrão possível de ser analisado, mesmo quando realizado o maior número de simulações.

4.2 Considerações

A Tabela 14 apresenta os melhores valores de poluição total das simulações realizadas para as diferentes taxas de mutação do AG (10, 20, 30, 40 e 50). Pode-se observar que para cada uma das configurações dos 10 semáforos, os tempos de verde e vermelho, são bastante diferentes. Isso pode ser explicado porque o tempo de um semáforo depende do tempo dos semáforos ao seu entorno, formando uma rede. O tratamento desta interrelação é realizado pelo SUMO, mas o tempo dos semáforos (informação que o AG recebe) influencia muito na forma que a poluição gerada pelos veículos é calculada.

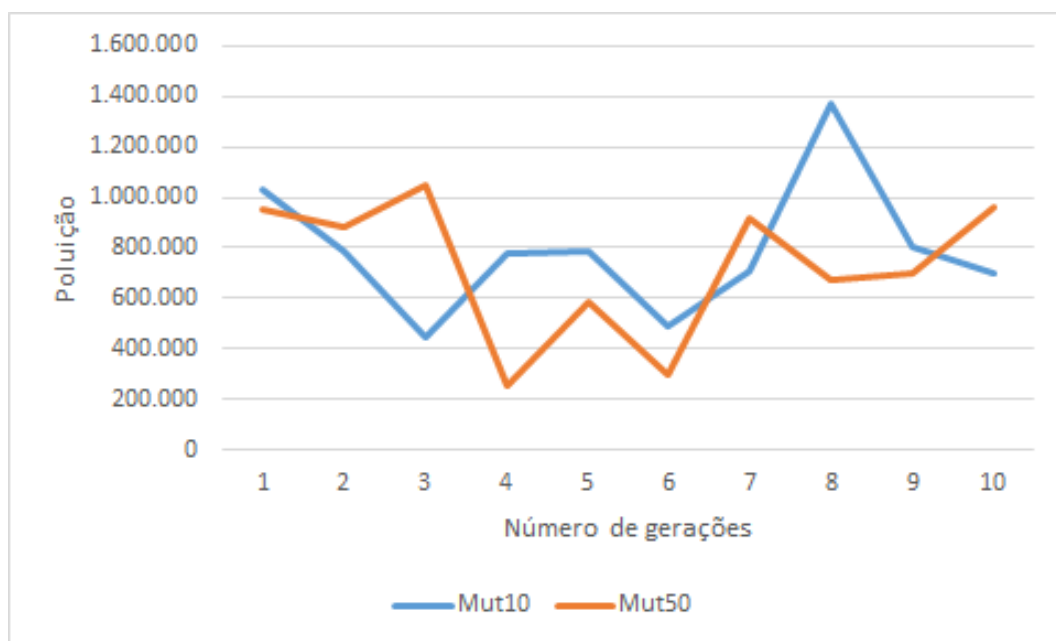


Figura 16: Valores totais de poluição para mutação 10 e 50 - 50 gerações

Tabela 14: Melhores valores de poluição total para todas as mutações

	S0		S1		S2		S3		S4		S5		S6		S7		S8		S9		Poluição
	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	G	R	
Mutação 10	37	11	40	12	37	5	43	6	41	6	43	6	42	6	40	10	43	10	41	12	446.450
Mutação 20	39	10	37	9	40	7	45	9	35	4	42	5	44	6	43	11	40	8	37	9	486.711
Mutação 30	35	10	41	11	39	5	41	5	37	6	44	7	41	5	43	9	42	9	43	12	427.385
Mutação 40	37	11	40	12	43	6	39	5	41	6	39	5	40	6	40	8	41	9	44	12	470.462
Mutação 50	40	11	47	13	40	5	42	6	39	5	38	5	41	5	47	10	40	9	40	12	252.397

5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Este trabalho de mestrado teve como principal objetivo 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, com auxílio do simulador SUMO. A proposta aqui apresentada teve como inspiração o trabalho de TURKY; AHMAD; YUSOFF (2009), onde utilizou-se AG para o gerenciamento de 1 (um) semáforo em um cenário hipotético. Contudo, neste trabalho foram utilizados 10 (dez) semáforos em uma situação real (centro da cidade de Rio Grande). Fora isso, foi utilizado como simulador de tráfego, o simulador multiagente SUMO, que é referência para simulações neste domínio.

Acredita-se que, mesmo com os resultados preliminares apresentados, a utilização de AG, neste contexto, é bastante promissora. Afirma-se isso pois, a computação de todos os tempos de semáforos possíveis é bastante grande e que os tempos de semáforos são interrelacionados. 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, diversas heurísticas que podem ser utilizadas neste contexto como, redes neurais e outros tipos de algoritmos evolutivos. Entretanto, devido às características dos AG's, como citado no decorrer desta dissertação, e a partir dos trabalhos estudados, estes mostraram que geram resultados satisfatórios para esta abordagem.

Neste trabalho, as simulações realizaram-se de forma manual, sendo que o AG apresenta como resultado os melhores tempos de verde para cada um dos semáforos e o somatório dos poluentes (CO, CO₂, HC, NO_x e PM_x). A partir deste resultado, os semáforos foram reorganizados de acordo com o anterior e assim para todas as gerações simuladas.

Contudo, este trabalho buscou estudar temas atuais como os recursos naturais, IA, Agentes, AG, gerenciamento de semáforos, o SUMO e a dispersão de poluentes vi-

sando comprovar cientificamente que a integração destas técnicas podem contribuir para a solução de um problema que afeta a sociedade.

Até o momento, os resultados obtidos desse trabalho geraram as seguintes publicações:

- Utilização do Simulador SUMO para Simulação de Dispersão de Poluentes (BORN; ADAMATTI, 2012a).
- Dispersão de Poluentes Utilizando o Simulador SUMO (BORN; ADAMATTI, 2012b).
- Um Experimento sobre Dispersão de Poluentes para a Cidade de Rio Grande/RS utilizando o Simulador SUMO (BORN; ADAMATTI, 2013).
- Utilização do Simulador SUMO na Análise de Dispersão de Poluentes e Gerenciamento de Semáforos: Estudo de caso na cidade de Rio Grande/RS - MPU 2014 (BORN M.B.; M.S., 2014a).
- Uma proposta evolucionária para o gerenciamento de semáforos e a análise do impacto na Dispersão de Poluentes: Um estudo de caso na cidade de Rio Grande/RS - Salão Universitário UCPel 2014 (BORN M.B.; M.S., 2014b).
- Gerenciamento de semáforos e análise do impacto da dispersão de poluentes utilizando o simulador SUMO - VI MCSUL 2014 e publicação revista Scientia Plena do mesmo trabalho apresentado no MCSUL com publicação prevista para Junho de 2015 (BORN M.B.; M.S., 2014b).
- Uma Proposta Híbrida baseada em Agentes e Algoritmos Genéticos para a determinação dos tempos de semáforo visando a redução da Poluição: Estudo de caso do Centro de Rio Grande/RS - WESAAC 2015 (BORN M.B.; SOUZA, 2015b).
- Gerenciamento de semáforos e Dispersão de Poluentes utilizando o simulador SUMO: Estudo de caso do Centro de Rio Grande/RS - WCAMA 2015 (BORN M.B.; SOUZA, 2015a).

Como trabalhos futuros deseja-se:

- Realizar mais simulações para os valores de mutação já definidos (10, 20, 30, 40 e 50) e para valores maiores e menores;
- Realizar simulações alterando outros parâmetros do AG, como cruzamento;
- Realizar simulações alterando outros parâmetros do SUMO, como quantidade de *timesteps*;

- Analisar individualmente cada um dos níveis de poluição dos componentes (SO_2 , CO e NO_2) definidos pela resolução do CONAMA. Como o SUMO calcula mais componentes, estes também serão analisados. Contudo, sem ter valores de referência para a análise;
- Automatizar todo o processo de simulação, de forma que a geração de resultados seja agilizada.

REFERÊNCIAS

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

AGUIAR, M. S.; TOSCANI, L. V. Algoritmos Genéticos. In: **I WORKSHOP SOBRE MÉTODOS FORMAIS E QUALIDADE DE SOFTWARE**, 1997, Porto Alegre/RS. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1997. p.78–87.

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

BORN, M.; ADAMATTI, D. Utilização do Simulador SUMO para Simulação de Dispersão de Poluentes. In: 2012, Rio Grande/RS. **Poster (V Conferência Sul em Modelagem Computacional - MCSul)...** [S.l.: s.n.], 2012.

BORN, M.; ADAMATTI, D. Dispersão de Poluentes Utilizando o Simulador SUMO. In: 2012, Rio Grande/RS. **Resumo (11ª Mostra da Produção Universitária - MPU)...** [S.l.: s.n.], 2012.

BORN, M. B.; ADAMATTI, D. F. Um Experimento sobre Dispersão de Poluentes para a Cidade de Rio Grande/RS utilizando o Simulador SUMO. In: **IV SIMPÓSIO DE TECNOLOGIA DA INFORMAÇÃO DO NOROESTE DO RS**, 2013, Cruz Alta/RS. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2013.

BORN M.B., A. D. A. M.; SOUZA, W. Gerenciamento de semáforos e Dispersão de Poluentes utilizando o simulador SUMO: Estudo de caso do Centro de Rio Grande/RS. In: **VI WORKSHOP DE COMPUTAÇÃO APLICADA GESTÃO DO MEIO AMBIENTE E RECURSOS NATURAIS - EVENTO SATÉLITE DO XXXV CONGRESSO DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE COMPUTAÇÃO**, 2015, Recife/PE. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2015.

BORN M.B., A. D. A. M.; SOUZA, W. Uma Proposta Híbrida baseada em Agentes e Algoritmos Genéticos para a determinação dos tempos de semáforo visando a redução

da Poluição: Estudo de caso do Centro de Rio Grande/RS. In: NONO WORKSHOP-ESCOLA DE SISTEMAS DE AGENTES, SEUS AMBIENTES E APLICAÇÕES, 2015, Niterói/RJ. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2015.

BORN M.B., A. D.; M.S., A. Utilização do Simulador SUMO na Análise de Dispersão de Poluentes e Gerenciamento de Semáforos: Estudo de caso na cidade de Rio Grande/RS. In: MOSTRA DE PRODUÇÃO UNIVERSITÁRIA - MPU, 13., 2014, Rio Grande/RS. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2014.

BORN M.B., A. D.; M.S., A. Gerenciamento de semáforos e análise do impacto da dispersão de poluentes utilizando o simulador SUMO. In: VI MCSUL - CONFERÊNCIA SUL EM MODELAGEM COMPUTACIONAL, 2014, Rio Grande/RS. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2014.

CONAMA. Conselho Nacional do Meio Ambiente. In: RESOLUÇÃO Nº003, 28/JUN/1990, 1990. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1990.

COPPIN, B. **Inteligência artificial**. [S.l.: s.n.], 2010.

DAVIS, L. (Ed.). **Handbook of Genetic Algorithms**. [S.l.]: Van Nostrand Reinhold, 1991. 1–6p.

DESSBESELL, G. J. **Simulação de Controle adaptativo de tráfego urbano através de sistema multiagentes e com base em dados reais**. 2015. Dissertação (Mestrado em Sistemas e Processos Industriais) — , Santa Cruz do Sul/RS.

FEIJÓ, F.; MADONO, D. Polo Naval do Rio Grande: potencialidades, fragilidades e a questão da migração. In: 2013, Porto Alegre/RS. **Texto para Discussão (Departamento de Economia e Relações Internacionais)...** [S.l.: s.n.], 2013. n.2/201.

GOLDBERG, D. **Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning**. [S.l.]: Addison-Wesley, 1989. (Artificial Intelligence).

GONCALVES, F.; SOUZA, A. Disposição Oceânica de Esgotos Sanitários. In: 1997. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1997.

HEINEN, M.; SÁ, C.; SILVEIRA, F.; CESCINETTO, C.; SOHN, G. Controle Inteligente de Semáforos Utilizando Redes Neurais Artificiais com Funções de Base Radial. In: 2013, Frederico Westphalen/RS. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2013. n.1, p.38–45.

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

LINDEN, R. **Algoritmos Genéticos**. 2a.ed. [S.l.]: Brasport, 2008.

MAES, P. Modeling adaptive autonomous agents. In: ARTIFICIAL LIFE, 1994. **Anais...** [S.l.: s.n.], 1994.

MELO, F. B. **Proposição de Medidas Favorecedoras à Acessibilidade e Mobilidade de Pedestres em áreas Urbanas. Estudo de Caso: O Centro de Fortaleza.** 2005. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Transportes) — Universidade Federal do Ceará, Fortaleza/CE.

NUNES, G. **Estudo e análise da Dispersão de Poluentes:** um estudo de caso para a cidade de Rio Grande/RS. 2013. Dissertação (Mestrado em Modelagem Computacional) — Universidade Federal do Rio Grande, Rio Grande/RS.

RETORE, P.; SANTOS, R.; MARIETTO, M.; SÁ, C. Sistemas Multi-Agentes Reativos Modelando o Controle de Tráfego Urbano. In: 2006, Uruguaiana/RS. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2006. v.30, n.58.

REZENDE, S. O. **Sistemas Inteligentes:** fundamentos e aplicações. [S.l.]: Editora Manole Ltda, 2003.

RUSSELL, S.; NORVIG, P. **Artificial Intelligence:** A Modern Approach. 2010. [S.l.]: Prentice Hall.

SCHMITT, R. **Impactos da Implantação de Medidas de Gerenciamento da Mobilidade em uma Área Urbana com Múltiplos Pólos Atratores de Viagens.** 2006. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre/RS.

SILVA, E.; MANFREDINI, V. Aplicação de Conceitos da Inteligência Artificial no Controle de Tráfego Rodoviário. In: 2010, São Paulo/SP. **Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Ciência da Computação)...** [S.l.: s.n.], 2010.

SILVA, L.; MENDES, J. Determinação do Índice de Qualidade do ar numa Cidade de Média Dimensão. In: PLURIS 2006, II CONGRESSO LUSO-BRASILEIRO PARA O PLANEAMENTO URBANO, REGIONAL, INTEGRADO E SUSTENTÁVEL, 2006. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2006. n.473.

SOUZA, J.; CARVALHO, M. Impactos do Transporte Urbano na Qualidade do ar das Cidades. In: 2011, Campinas/SP. **Resumo Expandido (XVI Encontro de Iniciação Científica)...** [S.l.: s.n.], 2011.

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**, [S.l.], v.9, n.2, February 2009.

WOOLDRIDGE, M. **Uma introdução aos sistemas multiagentes**. [S.l.]: John Wiley Sons, 2009.