



# **Aplicação de inteligência artificial bio-inspirada para otimização de rotas de transportes coletivos**

**Trabalho de Conclusão de Curso**

**Engenharia da Computação**

**Aryell Dias de Menezes**  
**Orientador: Prof. Sérgio Campello Oliveira**



UNIVERSIDADE  
DE PERNAMBUCO

**Universidade de Pernambuco  
Escola Politécnica de Pernambuco  
Graduação em Engenharia de Computação**

**Aryell Dias de Menezes**

**Aplicação de inteligência artificial  
bio-inspirada para otimização de rotas  
de transportes coletivos**

Monografia apresentada como requisito parcial para obtenção do diploma de Bacharel em Engenharia de Computação pela Escola Politécnica de Pernambuco – Universidade de Pernambuco.

**Recife, Maio de 2021.**

Menezes, Aryell Dias de

Aplicação de inteligência artificial bio-inspirada para otimização de rotas de transportes coletivos / Aryell Dias de Menezes. – Recife - PE, 2021.

xiv, 47 f. : il. ; 29 cm.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Computação) Universidade de Pernambuco, Escola Politécnica de Pernambuco, Recife, 2021.

Orientador: Profº. Drº. Sérgio Campello Oliveira.

Inclui referências.

1. Team Ant Colony Optimization. 2. transporte coletivo. I. Aplicação de inteligência artificial bio-inspirada para otimização de rotas de transportes coletivos. II. Oliveira, Sérgio Campello. III. Universidade de Pernambuco.

## MONOGRAFIA DE FINAL DE CURSO

### Avaliação Final (para o presidente da banca)\*

No dia 11/5/2021, às 10h00min, reuniu-se para deliberar sobre a defesa da monografia de conclusão de curso do(a) discente **ARYELL DIAS DE MENEZES**, orientado(a) pelo(a) professor(a) **SÉRGIO CAMPELLO OLIVEIRA**, sob título Aplicação de inteligência de enxame para otimização de rotas de transportes coletivos, a banca composta pelos professores:

**CARMELO JOSE ALBANEZ BASTOS FILHO (PRESIDENTE)**

**SÉRGIO CAMPELLO OLIVEIRA (ORIENTADOR)**


Após a apresentação da monografia e discussão entre os membros da Banca, a mesma foi considerada:

Aprovada       Aprovada com Restrições\*       Reprovada

e foi-lhe atribuída nota: 9,0 ( Nove )

\*(Obrigatório o preenchimento do campo abaixo com comentários para o autor)

O(A) discente terá 07 dias para entrega da versão final da monografia a contar da data deste documento.

  
AVALIADOR 1: Prof (a) **CARMELO JOSE ALBANEZ BASTOS FILHO**

  
AVALIADOR 2: Prof (a) **SÉRGIO CAMPELLO OLIVEIRA**

AVALIADOR 3: Prof (a)

\* Este documento deverá ser encadernado juntamente com a monografia em versão final.

*Dedico este Trabalho de Conclusão de Curso aos meus pais, que investiram em  
minha educação e me tornaram o que sou.*

# Agradecimentos

Agradeço a todos os meus professores pela contribuição inestimável para a construção do profissional que sou e, principalmente, do aluno que sempre serei. Também agradeço à minha namorada e amigos Williany Santana, Aldo Monteiro, Maria Gabriely, Natália Mayer e Emerson Carneiro pela amizade, apoio, companheirismo e confiança durante todo esse caminho.

Politécnica de Pernambuco  
Graduação em Engenharia de Computação  
Projeto de Final de Curso

## Solicitação de Sigilo

Eu, **Aryell Dias De Menezes** autor(a) do projeto de final de curso intitulado: **Aplicação de inteligência de enxame para otimização de rotas de transportes coletivos**; Solicito a não publicação de meu trabalho de conclusão de curso na internet uma vez que há interesses comerciais associados que necessitam de sigilo.

DocuSigned by:  
  
FB79639CF12E4BF...

---

**Aryell Dias De Menezes**

DocuSigned by:  
  
EE3DD00C1DEE469

---

Orientador(a): **Sérgio Campello Oliveira**

---

Coorientador(a):

---

Prof, de TCC: **Daniel Augusto Ribeiro Chaves** Data: 11/05/2021

# Resumo

Para que as vias de trânsito possam ser menos sobrecarregadas em regiões urbanas, tem-se tornado urgente a utilização de novas tecnologias que permitam aprimorar o serviço de transporte coletivo e sua eficiência. A inteligência artificial possibilita a resolução de uma questão, fortemente visível no transporte público em Recife - PE, a oferta insuficiente de transporte em certas rotas, enquanto outras são ofertadas de forma excessiva, dado um momento. Com isso este trabalho propõe a criação de uma alternativa ao transporte coletivo que solucione as lotações e transportes ociosos por centros urbanos através de um melhor mapeamento dos usuários e de seus motoristas. Para tanto foi utilizado de dois métodos de inteligência computacional bio-inspirados para a validação e implementação, sendo eles o *Genetic Algorithm* em conjunto com o *Ant Colony Optimization* e o *Team Ant Colony Optimization*. Implementando uma aplicação *Android* para validar a regra de negócio formulada. Ao fim foi possível validar que, por meio do *Team Ant Colony Optimization*, resultados coerentes podem ser obtidos para o mapeamento de pedidos e motoristas, dada uma oferta e demanda previamente computadas.

**Palavras-chave:** *Team Ant Colony Optimization*; transporte coletivo; *Genetic Algorithm*; *Ant Colony Optimization*;



# Abstract

To make the traffic less overloaded in urban areas, it is necessary to apply new technologies that can improve it. Artificial intelligence makes it possible to solve an issue, strongly visible in the collective transport of Recife - PE, the insufficient supply in some routes while others are overly supplied, given a time. So, with this, the work proposes the creation of an alternative to public transportation, that could eliminate the crowded and empty vehicles through urban areas, by using a better allocation solution to clients and drivers. To do this it was tried two different computational intelligence metaheuristics, the first one being the Genetic Algorithm with an Ant Colony Optimization and the second one a Team Ant Colony Optimization. Building an android application to validate the formulated business rule. At the end, it was possible to validate that, by using an Team Ant Colony Optimization, coherent result can be obtained to the orders and drivers mapping, given an supply and demand.

**Key words:** Team Ant Colony Optimization; public transport; Genetic Algorithm; Ant Colony Optimization;

# Índice de Figuras

<b>Figura 1.</b> Linha de montagem da indústria automobilística na década de 1950	4
<b>Figura 2.</b> Exemplo de ônibus urbano	5
<b>Figura 3.</b> Exemplo de metrô	5
<b>Figura 4.</b> Exemplo de táxis	6
<b>Figura 5.</b> Ilustração de transportes por aplicativo	6
<b>Figura 6.</b> Congestionamento em Porto Alegre	7
<b>Figura 7.</b> <i>Google Car</i> , carro autônomo do google	8
<b>Figura 8.</b> Hyperloop	9
<b>Figura 9.</b> Área de soluções descritas por uma otimização multiobjetivo	13
<b>Figura 10.</b> Fluxograma do funcionamento do ACO	15
<b>Figura 11.</b> Representação da codificação binária no GA	17
<b>Figura 12.</b> Representação da codificação em árvore do GP	17
<b>Figura 13.</b> Ilustração dos tipos de crossover no GA	18
<b>Figura 14.</b> Ilustração da mutação no GA	19
<b>Figura 15.</b> Fluxograma do funcionamento do GA	19
<b>Figura 16.</b> Ilustração de cromossomo utilizado no GA	23
<b>Figura 17.</b> Capturas de tela da aplicação <i>Android</i> produzida	26
<b>Figura 18.</b> Gráfico de evolução da distância resultante	28
<b>Figura 19.</b> Gráfico de evolução dos erro de pontualidade	28
<b>Figura 20.</b> Gráfico de evolução do inverso da proporção de atendimento	29

# Índice de Tabelas

<b>Tabela 1.</b> Tabela de expedientes passada como argumento para o TACO	26
<b>Tabela 2.</b> Tabela de pedidos passada como argumento para o TACO	27
<b>Tabela 3.</b> Mapeamento de expediente por pedidos	29

# Índice de Siglas

(Dispostos em ordem alfabética)

ACO - *Ant Colony Optimization*

ACS - *Ant Colony System*

API - *Application Programming Interface*

COAC - *Continuous Orthogonal Ant Colony*

GA - *Genetic Algorithm*

IA - *Inteligência Artificial*

MTSP - *Multiple travelling Salesman Problem*

RACO - *Recursive Ant Colony Optimization*

TACO - *Team Ant Colony Optimization*

TSP - *Travelling salesman problem*

# Sumário

<b>Introdução</b>	<b>1</b>
<b>Meios de Transporte</b>	<b>3</b>
Contextualização histórica	3
Surgimento dos veículo motorizados	3
Surgimento do serviço público de ônibus	4
Veículo motorizados no brasil	4
Principais formas de locomoção	5
Ônibus urbano	5
Metrô	5
Táxis	6
Transporte por aplicativo	6
Importância	7
Futuro	8
<b>Inteligência Artificial</b>	<b>10</b>
Contextualização histórica	10
Algoritmo da otimização da colônia de formigas	10
Algoritmo genético	11
Importância	11
Conceitos	12
O que é inteligência artificial?	12
O que é um algoritmo de otimização multiobjetivo?	13
Algoritmo da otimização da colônia de formigas	14
Algoritmo genético	16
Trabalhos relacionados	19
Futuro	20
<b>Proposta e Resultados</b>	<b>21</b>
Proposta	21
Entrada	21
Sistema	22
Genetic Algorithm e Ant Colony Optimization	22
Team Ant Colony Optimization	24

Resultados	25
<b>Conclusão e Trabalhos Futuros</b>	<b>30</b>

# Capítulo 1

## Introdução

Atualmente, um dos maiores desafios de centros urbanos é proporcionar melhores condições de mobilidade, aliando qualidade e conforto [1]. A má qualidade ofertada pelos transportes públicos impactam diretamente a qualidade de vida, pois afetam a população - aumentando o nível de estresse das pessoas, o tempo gasto para se locomover mesmo em curtas distâncias, afetando também na produtividade - e o meio ambiente pois a busca pela melhoria da mobilidade leva ao desejo de adquirir um transporte particular, esses muitas vezes circulam pela cidade levando uma quantidade de passageiros inferior a sua capacidade, lotando assim as vias urbanas, emitindo gases e poluentes, aumentando o fluxo de veículos e congestionando cada vez mais as vias de trânsito.

A locomoção de forma coletiva é oferecida por meio de rotas estáticas que sofrem poucas alterações ao decorrer do tempo. Gerando assim, constantemente, uma desconexão entre o requisitado e o ofertado, uma vez que a demanda por novas rotas é volátil.

Visa-se implementar uma solução para a incoerência citada no modal de transporte coletivo, de forma inovadora, usando como estudo de caso a cidade de Recife - PE. Conectando a demanda e a oferta de mobilidade pública, por meio de algoritmos de Inteligência artificial bio-inspirados, alocando motoristas às rotas requisitadas por seus potenciais clientes no momento por eles estabelecidos. Oferecendo, assim, uma solução com melhor desempenho do que o disponibilizado atualmente na categoria de transporte proposta. Este problema é uma variante do caixeiro viajante [2], no qual se possui múltiplos passageiros, quota, múltiplos motoristas e múltiplos objetivos, se tratando de um problema NP-DIFÍCIL.

Como metas específicas para alcançar o objetivo geral, as seguintes sub-metas foram estabelecidas:

- Desenvolvimento de algoritmo de otimização
- Análise de soluções de transporte existentes
- Desenvolvimento de aplicação móvel

- Testes da solução
- Avaliação dos resultados obtidos.
- Projeto da ferramenta

O desenvolvimento realizado demonstrou ser possível a utilização de algoritmos de otimização bio-inspirados para alocar os motoristas de transporte coletivo a seus usuários, estabelecendo-se que a oferta de transporte e a demanda dos usuários são informadas previamente. Além de ter sido produzido um aplicativo com o qual o usuário é capaz de interagir com a inteligência.

Este trabalho será estruturado em 5 capítulos. Sendo no próximo, capítulo 2, introduzido os meios de transporte e no capítulo 3 inteligência artificial, constituindo a porção equivalente ao referencial teórico do trabalho. Em seguida, no capítulo 4, será desenvolvida a contribuição do trabalho, expondo a experiência relativa à elaboração de um sistema para contribuir com o transporte coletivo por meio de computação natural. Por fim, serão apresentados, no capítulo 5, as conclusões que se podem desenvolver através dos dados demonstrados no capítulo 4.



# Capítulo 2

## Meios de Transporte

No capítulo em questão tem-se como principal objetivo o entendimento dos Meios de Transporte abordando a história, variantes, importância da área e o futuro esperado.

Iniciando (na Seção 2.1) com uma sucinta contextualização histórica serão apresentados na seguinte, Seção 2.2, os tipos de locomoção são apresentados. Em seguida, na Seção 2.3, a importância dos meios de transporte e de serem feitos estudos na área. Por fim, na Seção 2.4 será apresentada a visão sobre o futuro da área.

### 2.1 Contextualização histórica

A partir do século XVII foi iniciado o desenvolvimento de conceitos que possibilitaram a construção de dispositivos capazes de gerar força de maneira automática que são capazes de transportar pessoas por grandes distâncias a uma dada velocidade, maior que ao caminhar.

#### 2.1.1 Surgimento dos veículo motorizados

*No século XVIII, ocorre a Revolução Industrial, período onde ocorrem as transições e introdução dos novos processos de manufatura. E foi no ano de 1860 que a ideia de construir uma máquina que utilizasse o benzeno como combustível começa a se desenvolver, e somente após seis anos, em 1866, a ideia pode ser concretizada por um alemão chamado Nikolaus August Otto. [3]*

Nikolaus August Otto construiu o primeiro motor de combustão interna de quatro tempos e determinou o ciclo teórico sob o qual trabalha o motor de explosão.

### 2.1.2 Surgimento do serviço público de ônibus

*Criado menos de dez anos depois do automóvel, patenteado por Gottlieb Daimler e Karl Benz em 1886, o primeiro ônibus motorizado, também concebido por Karl Benz, deriva de um Landau. [4]*

O primeiro transporte coletivo transportava oito passageiros entre Siegen, Netphen e Deutz, localidades da Alemanha em 1895. Eram dois veículos que permitiam realizar um trajeto de quinze quilômetros em uma hora e vinte minutos, com cinco paradas. Pouco tempo depois, em 1898, o primeiro serviço público de ônibus foi inaugurado, na cidade alemã de Wuerttemberg.

### 2.1.3 Veículo motorizados no Brasil

*No Brasil, o primeiro serviço de transporte de pessoas via ônibus teve início em 1817, na cidade do Rio de Janeiro. De acordo com a Revista Ônibus, na época, D. João VI concedeu a Sebastião Fabregas de Surigué, então sargento-mor da Guarda Real e barbeiro do Rei, a concessão da exploração de duas linhas de transporte de pessoas. As linhas faziam o percurso Praça XV Quinta da Boa Vista e Praça XV- Fazenda de Santa Cruz. [5]*

Jovem no mercado automobilístico, o Brasil teve suas primeiras montadoras em meados de 1919. Apenas no governo JK (1956/1961) o país teve um real crescimento na área, com a construção de rodovias e estradas por toda sua extensão. O que, por fim, acarretou na depreciação de formas de locomoção sobre trilhos (trens e bondes) e na instalação de fábricas automobilísticas de marcas como a Ford em 1958 e a Volkswagen em 1959.



**Figura 1.** Linha de montagem da indústria automobilística na década de 1950

Fonte:

<https://www.tgpoli.com.br/noticias/historia-e-evolucao-da-industria-automotiva-brasileira/>

## 2.2 Principais formas de locomoção

Dentre os meios de transporte urbanos mais utilizados e difundidos pelo Brasil podemos citar os seguintes:

### 2.2.1 Ônibus urbano

Meio de locomoção que consiste no conjunto de viagens em grupos para uso pelo público geral por meio de rodovias, permitindo uma redução dos custos do transporte de pessoas e da ocupação de vias por veículos transportando um número reduzido de pessoas, operando com rotas preestabelecidas e com taxas fixas por cidade. Sendo estas rotas, e oferta, preestabelecidas fatores limitantes, implicando, muitas vezes, na lotação de veículos e na prestação de um serviço de menor qualidade.



**Figura 2.** Exemplo de ônibus urbano

Fonte: <https://www.destaquenoticias.com.br/wp-content/uploads/2020/04/onibus-1024x768.jpg>

### 2.2.2 Metrô

Tipo de transporte público com alta capacidade e que transita sobre trilhos que geralmente é encontrado em áreas urbanas. O metrô tem como maior limitação a necessidade de circulação por trilhos, o que, em cidades com malha ferroviária escassa, pode se tornar limitante.



**Figura 3.** Exemplo de metrô

Fonte:

<https://mobilidadesampa.com.br/2020/12/cptm-emptu-e-metro-nao-terao-operacao-especial-no-natal-e-ano-novo-por-restricoes-da-pandemia/>

### 2.2.3 Táxis

Forma de locomoção sem uma rota regular e contínua, com um custo variável de acordo com a rota praticada e também fatores externos como vias urbanas congestionadas ou condições climáticas, além de terem menor capacidade em relação ao número de passageiros. Os táxis costumam ter um funcionamento similar ao presente em transportes por aplicativo, mas com um custo por corrida mais elevado.



**Figura 4.** Exemplo de táxis

Fonte:

<https://agenciabrasil.ebc.com.br/geral/noticia/2020-08/aplicativo-de-taxi-passa-aceitar-pagamento-de-viagens-qr-code>

### 2.2.4 Transporte por aplicativo

Serviços digitais de transporte de passageiros, com capacidade reduzida e o transporte de refeições e *delivery* de itens diversos, como farmácias e mercados. Neste meio de locomoção são transportados poucos passageiros, ou itens, com, normalmente, poucas paradas, sendo elas definidas no momento em que o passageiro desejar executar a rota.



**Figura 5.** Ilustração de transportes por aplicativo

Fonte: <http://abet-trabalho.org.br/aplicativos-de-transporte-de-repente-california/>

## 2.3 Importância

Com o aumento da população mundial e a constante migração de pessoas para centros urbanos, seja ela de forma definitiva, ou de maneira pendular (que ocorre quando os indivíduos têm a necessidade de transitar todos os dias entre a região onde residem e a cidade onde estudam ou trabalham) acarreta no aumento da densidade populacional nestas áreas e um aumento da demanda de transportes públicos e das rodovias.

O crescimento na demanda por transporte, por sua vez, ocasiona os seguintes problemas enfrentados em metrópoles:

- Poluição: em detrimento do elevado número de veículos comportando poucos passageiros, a poluição é ampliada em centros urbanos em diversas esferas, tanto visual, sonora e, principalmente, do ar.
- Congestionamento: também devido ao grande volume de veículos nas vias, que muitas vezes não são planejadas para este fluxo, ocorrem congestionamentos de grandes distâncias e grande duração, acarretando na perda de tempo de uma grande parcela da população.
- Desconforto: com uma oferta fixa de meios de transporte, variando minimamente em horários de pico, a reação do sistema em questão à demanda criada pelos usuários se torna deficiente, gerando superlotação dos transportes públicos.

Caso novas soluções não sejam criadas para reduzir a circulação de automóveis nas vias e a dissolução da pressão da população sobre o sistema de transporte público, os problemas citados tendem a ser ampliados.



**Figura 6.** Congestionamento em Porto Alegre

Fonte: <http://abrapark.com.br/site/antony-ling-fala-sobre-tarifa-de-congestionamento/>

## 2.4 Futuro

Para o futuro espera-se que ainda mais soluções do que as citadas e a proposta neste trabalho surjam, com o intuito de melhorar a qualidade da circulação de pessoas em centros urbanos.

Um exemplo, que já vem sendo pesquisado por empresas como a Tesla e o Google é a implantação de serviços para transporte de pessoas de forma completamente autônoma. Por meio destes serviços a necessidade de grandes estacionamentos de veículos é eliminada, uma vez que os carros podem se deslocar sozinhos aos locais adequados. Se ofertados como um serviço de compartilhamento de automóvel, nem mesmo a existência de tais locais se torna necessária. Possibilitando, assim, o aumento do número e da largura de vias, e, possivelmente, a redução do número de veículos.



**Figura 7.** *Google Car*, carro autônomo do google

Fonte:

<https://exame.com/tecnologia/carro-autonomo-do-google-roda-mais-de-mil-quilometros-e-pode-andar-em-ruas-com-transito-pesado/>

Outro caso, que também está em desenvolvimento, é o Hyperloop. Ele consiste em cápsulas dentro de tubos de vácuo que transportam passageiros em alta velocidade, podendo alcançar velocidades de 172 km/h, mas ambicionando 1.000 km/h. Idealiza-se que este transporte conecte centros urbanos por meio de escavações subterrâneas nos quais haverá compartimentos que podem comportar pessoas ou veículos.



**Figura 8.** Hyperloop

Fonte: <https://img.ibxk.com.br/2019/03/22/22180149898368.jpg>

Por fim, espera-se também, este em mais curto prazo que os outros, que o sistema de transporte coletivo seja modernizado, utilizando da demanda existente externada pelos usuários para formular rotas de forma inteligente e dinâmica, como proposto neste trabalho. Por meio deste é possível fazer medições mais precisas da demanda de usuários para rotas específicas e desenhar, sem necessidade de intervenção humana, as rotas que melhor se encaixam nesta demanda em especial. Além de proporcionar maior conforto também proporciona maior segurança, uma vez que todos os presentes no veículo são previamente conhecidos.

# Capítulo 3

## Inteligência Artificial

No presente capítulo, tem-se como principal objetivo o entendimento da inteligência artificial abordando alguns conceitos, ferramentas, aplicações e a importância da área.

Iniciando (na Seção 3.1) com uma sucinta contextualização histórica serão apresentados na seguinte, Seção 3.2, a importância da inteligência artificial e de serem feitos estudos na área. Em seguida, na Seção 3.3, os algoritmos de inteligência artificial utilizados e alguns conceitos são pincelados, precedendo a Seção 3.4, com alguns trabalhos relacionados. Por fim, na Seção 3.5 será apresentada a visão sobre o futuro da área.

### 3.1 Contextualização histórica

Warren McCulloch e Walter Pitts publicaram em 1943 o primeiro grande trabalho reconhecido como sobre a inteligência artificial (IA), tendo como principais bases o conhecimento da fisiologia básica e da função dos neurônios do cérebro, uma análise formal da lógica proposicional criada por Russell e Whitehead e a teoria da computação de Turing [6]. Entretanto, Alan Turing foi o pioneiro ao articular uma visão completa da IA em seu artigo *Computing Machinery and Intelligence* de 1950.

Desde então, numerosas pesquisas foram feitas na área da inteligência artificial, produzindo algoritmos de otimização, classificação e predição com as mais diversas aplicações.

#### 3.1.1 Algoritmo da otimização da colônia de formigas

O algoritmo da otimização da colônia de formigas, ou *Ant Colony Optimization* (ACO), foi introduzido por Dorigo em 1992. Ele se inspirou no estudo do comportamento de formigas reais na procura por alimento. Para replicar o comportamento ao qual se baseou, foi criado um conjunto de formigas artificiais que



cooperam para encontrar boas soluções por uma troca indireta de informações, por meio de um feromônio artificial [7].

### 3.1.2 Algoritmo genético

Charles Darwin publicou, em 1859, a *Origem das Espécies*, com conceitos importantes para a implementação do algoritmo genético como definido em [8]:

- **Variância:** os indivíduos não são completamente idênticos, mesmo que tenham o mesmo parentesco. Contribuindo no processo evolutivo ao possuir em diferentes indivíduos características distintas.
- **Herança:** os ancestrais passam características a sua prole, no entanto o funcionamento deste processo apenas foi compreendido anos mais tarde com a genética.
- **Seleção:** Os seres melhores adaptados sobrevivem, sendo um fator determinante para evolução.
- **Adaptação:** característica que favorece a sobrevivência dos indivíduos em um determinado ambiente. Os indivíduos possuem níveis de aptidão diferentes para lidar com o mesmo ambiente. Pela seleção natural apenas os melhores adaptados podem sobreviver.

Nos anos 70 John Holland tentou reproduzir algumas etapas do processo de evolução natural das espécies incorporando-as a um algoritmo computacional, e publicou em 1975 publicou o seu livro *Adaptation in Natural and Artificial Systems* [9]. Desde então, estes algoritmos vêm sendo aplicados com sucesso nos mais diversos problemas de otimização e aprendizado de máquina.

## 3.2 Importância

Com inúmeras potenciais aplicações a inteligência artificial vem sendo foco de estudos desde sua inicial discussão em 1950 por Alan Turing. No entanto, ainda existem avanços que podem ser alcançados com mais pesquisas na área, desde melhoria no desempenho dos algoritmos já existentes até a implementação de novas utilidades da inteligência artificial, como o presente trabalho propõe.

Atualmente a inteligência artificial tem sido aplicada em numerosas áreas do mercado, sendo o atual momento conhecido como 4 revolução industrial. Alguns dos empregos da IA são: previsão de vazão, previsões climáticas mais precisas, otimização de rotas, vigilância de áreas urbanas, reconhecimento facial e tradução de línguas. Estas aplicações viabilizam não apenas a redução de custos operacionais e a redução de danos, mas também aprimoram a qualidade de vida da população.

No entanto, há margem para a melhoria no desempenho dos algoritmos, podendo representar um diferencial mercadológico. Um caso no qual o melhor desempenho pode representar diferencial é na definição de rotas que são seguidas pelos usuários, se as rotas desenhadas não possuírem um desempenho adequado e algum outro serviço obtiver melhor performance, clientes serão perdidos.

Além disso, os algoritmos inteligentes podem reduzir consideravelmente a necessidade de trabalhos humanos mecânicos. Uma das serventias citadas, a tradução de línguas, até poucos anos atrás necessitava da leitura de textos por pessoas para que fossem feitas. Atualmente existem algoritmos que são capazes de fazê-lo em tempo real e com qualidade razoável.

A inteligência artificial está gradualmente se tornando parte da vida moderna. Estudar e aplicá-la se torna imprescindível para a melhoria da qualidade de vida e como oferta para um mercado cada vez mais competitivo na área.

## **3.3 Conceitos**

### **3.3.1 O que é inteligência artificial?**

A Inteligência Artificial tem sido definida, principalmente, em quatro linhas de pensamento:

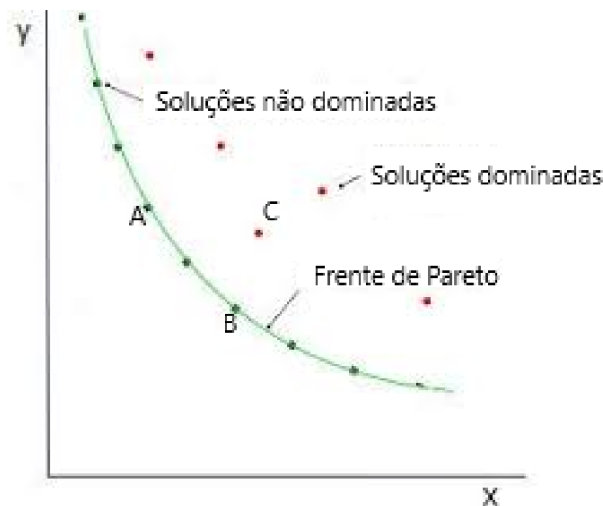
- Programas capazes de pensar como seres humanos: “O novo e interessante esforço para fazer os computadores pensarem (...) máquinas com mentes, no sentido total e literal.” [10]

- Programas capazes de atuar como seres humanos: “A arte de criar máquinas que executam funções que exigem inteligência quando executadas por pessoas.” [11]
- Programas capazes de pensar racionalmente: “O estudo das faculdades mentais pelo seu uso de modelos computacionais.” [12]
- Programas capazes de atuar racionalmente: “A Inteligência Computacional é o estudo do projeto de agentes inteligentes.” [13]

Neste trabalho nos ateremos à última definição, na qual a inteligência artificial nada mais é do que um sistema capaz de atuar de forma racional.

### 3.3.2 O que é um algoritmo de otimização multiobjetivo?

São algoritmos que possuem parâmetros diversos aos quais se desejam minimizar para obtenção de soluções mínimas. Desenhando uma área de soluções possíveis da qual os pontos descritos no limite, a frente de pareto, possuem soluções não dominadas [13]. Estas representam possíveis retornos da função, sendo necessário um critério de desempate para seleção de um resultado.



**Figura 9.** Área de soluções descritas por uma otimização multiobjetivo adaptada de [13]

### 3.3.3 Algoritmo da otimização da colônia de formigas

O Problema do Caixeiro Viajante, ou *Travelling salesman problem* (TSP), é um problema cujo objetivo é encontrar a menor rota possível percorrendo todas as cidades, que representam os vértices do grafo, retornando à origem no final [2]. O Algoritmo da otimização da colônia de formigas, ou *Ant Colony Optimization* (ACO), foi criado com o objetivo inicial de resolver este problema [7] [14] [15].

Uma primeira versão da metaheurística citada, o *Ant Colony System* (ACS), utiliza um grafo no qual as formigas artificiais são capazes de depositar feromônios e detectar o quanto foi colocado previamente. Cada formiga é posicionada em um vértice do grafo, ao qual deverá voltar ao fim de sua viagem, e as arestas do grafo são inicializadas com uma quantidade de feromônios  $q_0$ .

Em seguida, as formigas avaliam e se movem pelas arestas que podem acessar com uma probabilidade proporcional à atratividade das mesmas. Repetindo esta etapa até retornar a aresta inicial ou a lista de possíveis arestas seja esvaziada. Sendo a atratividade comumente definida como:

$$\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}}$$

Onde  $i$  é o índice do vértice de origem,  $j$  o de destino e  $d$  o custo da aresta que os conecta. Já o feromônio associado a uma aresta é atualizado de acordo com:

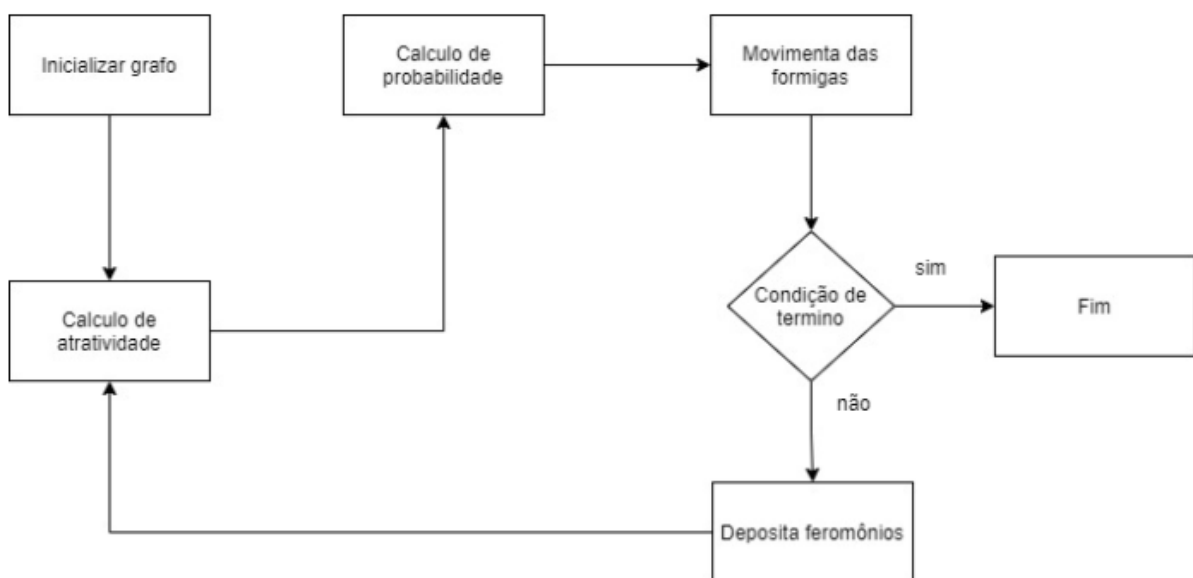
$$\tau_{ij} = \underbrace{(1 - \rho)\tau_{ij}}_{\text{evaporação}} + \underbrace{\sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^{(k)}}_{\text{depósito}}$$

Com  $\rho$  representando o fator de evaporação do feromônio que varia de 0 a 1. Por fim a probabilidade é:

$$p_{ij}^k = \frac{(\tau_{ij})^\alpha (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{l \in \mathcal{N}_i^k} (\tau_{il})^\alpha (\eta_{il})^\beta}, \quad \text{se } j \in \mathcal{N}_i^k,$$

Sendo  $N$  a vizinhança de uma dada formiga  $\kappa$ , com  $\alpha$  e  $\beta$  sendo parâmetros para determinar a influência do feromônio e a influência do custo de uma aresta. Após percorrida todas as rotas pelas formigas, o feromônio é calculado e depositado nas arestas percorridas de acordo com a qualidade e o processo é reiniciado. Esta sequência de passos é repetida até que algum critério de parada seja atingido, como, por exemplo, o número de iterações.

Sendo assim, o ACS obedece a seguinte sequência de passos definidos no fluxograma:



**Figura 10.** Fluxograma do funcionamento do ACO

O algoritmo descrito acima representa o funcionamento de uma das variantes mais simples da *Ant Colony Optimization*, o *Ant Colony System*. No entanto existem inúmeras outras variantes do ACO, dentre elas:

- *MAX-MIN Ant System* (MMAS)
- *Ant Colony System* (ACS)
- *Rank-based ant system* (ASrank)
- *Continuous Orthogonal Ant Colony* (COAC)
- *Recursive Ant Colony Optimization* (RACO)
- *Ant Colony Optimization with Partial-Complete Searching* (APC)
- *Team Ant Colony Optimization* (TACO)

Em meio as variantes listadas está o TACO, que se destaca na resolução do *Multiple travelling Salesman Problem* (MTSP). o MTSP é uma extensão do TSP relacionando-se com a acomodação de problemas do mundo real, onde é necessário contabilizar mais de um vendedor [16].

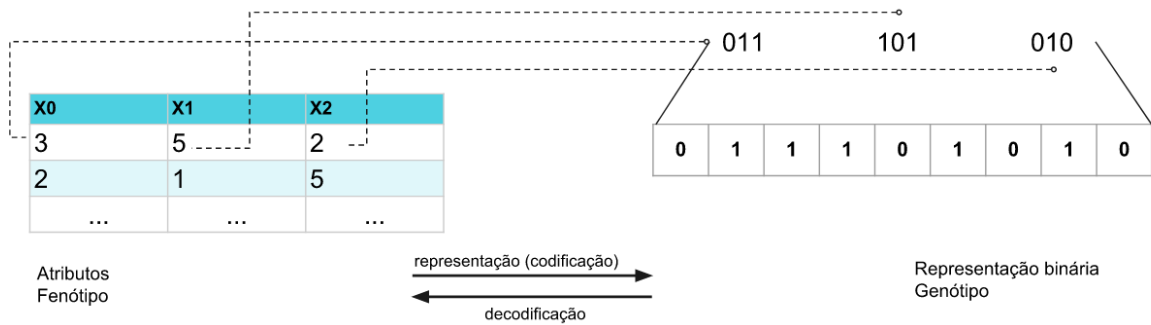
Para resolver o problema ao qual se propõe o TACO adiciona uma camada acima do ACS, responsável pela clusterização dos vértices que devem ser visitados por cada uma das colônias.

### 3.3.4 Algoritmo genético

Enquanto a Computação busca de uma solução para um problema a partir de entradas e têm seus resultados depois de trabalhada através de um algoritmo, a evolução é caracterizada pela mudança de características hereditárias de uma população de seres vivos de uma geração para outra. Com a intenção de utilizar de um processo similar à evolução natural, surgiu a computação evolucionária [17] [18]. Alguns algoritmos deste tipo são:

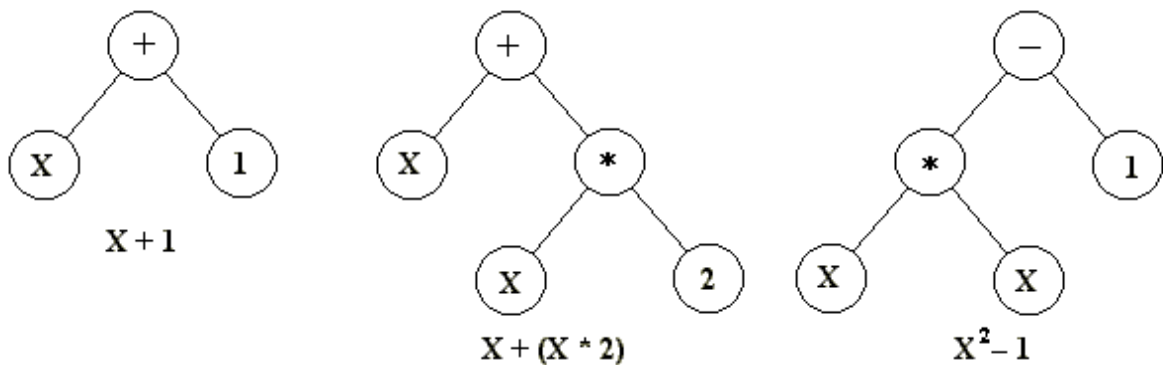
- *Genetic Algorithms*
- *Genetic Programming*
- *Immunological Algorithms*
- *Evolutionary Programming*
- *Evolution Strategies*
- *Differential Evolution*
- *Cultural Algorithms*
- *Coevolution*

O primeiro passo no GA é gerar uma população de  $N$  soluções candidatas de modo aleatório ou pré determinado. Cada elemento da população é uma representação dos parâmetros do problema de otimização de acordo com uma regra de codificação. Uma forma de codificar uma solução candidata em um GA é a codificação binária conforme abaixo:



**Figura 11.** Representação da codificação binária no GA

Existem várias outras formas de codificar os elementos da população. Um exemplo de codificação diferente da citada acima é a representação utilizada em GP (*Genetic Programming*) que visa evoluir programas representando-os em forma de árvore:



**Figura 12.** Representação da codificação em árvore do GP

Fonte: <http://www.talkorigins.org/faqs/genalg/genalg.html>

Em seguida é feita a avaliação da aptidão dos indivíduos gerados, para isso é definida uma função para avaliar a qualidade conhecida como função objetivo, aptidão ou *fitness*. Depois de avaliado os elementos da população são selecionados de acordo com a função de aptidão definida podendo obedecer diversas formas:

- Pressão seletiva
- Seleção randomizada
- Seleção proporcional
- Seleção baseada em *ranking*
- Seleção boltzmann

- Seleção *tournament*

O *crossover*, outro dos operadores do GA, é responsável por combinar informações de dois ou mais elementos, podendo ser sexual, assexual ou multi-recombinacional. Alguns tipos são:

- *One Point Crossover*: é selecionada uma posição aleatória do código genético dos indivíduos selecionados. Então são gerados dois filhos a partir da troca do material genético a partir deste ponto.
- *Two Point Crossover*: semelhante ao *crossover* de um ponto, porém com dois pontos selecionados.
- *Uniform Crossover*: a troca é feita gene a gene, ou seja, cada gene de um filho tem 50% de chance de ser proveniente de cada um dos pais.

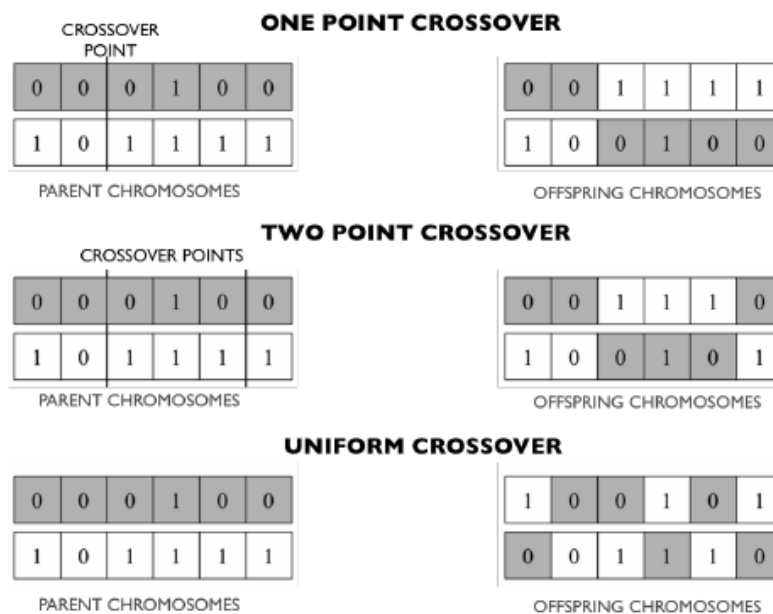
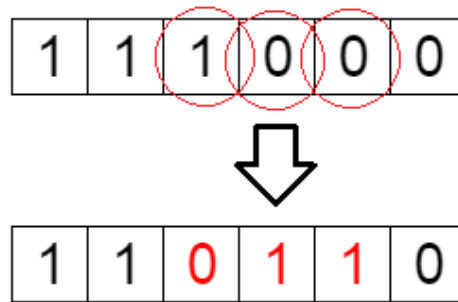


Figura 13. Ilustração dos tipos de crossover no GA

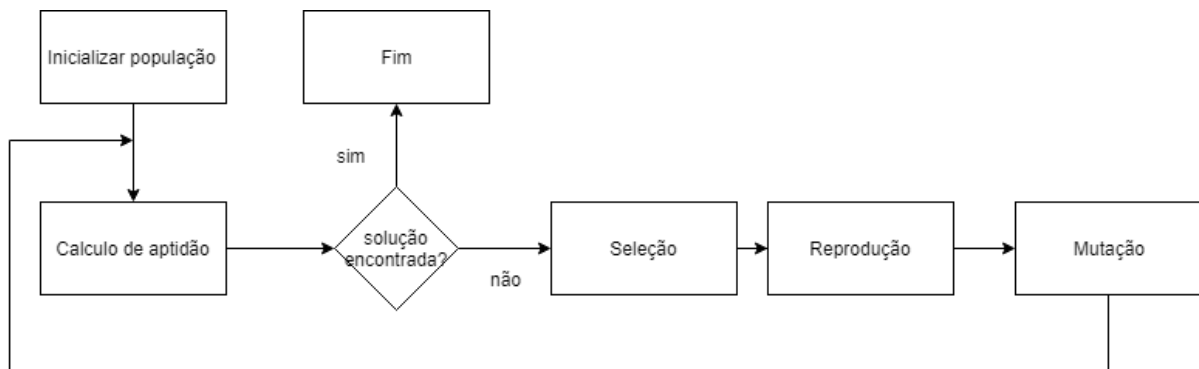
O último passo executado antes da repetição cálculo de aptidão é a mutação, com objetivo de evitar uma convergência precoce do algoritmo (em um mínimo/máximo local) são aplicadas distorções aleatórias nos genes dos filhos gerados pelo *crossover*. O número de genes modificados pode ser definido a partir de uma taxa de mutação (*mutation rate*).





**Figura 14.** Ilustração da mutação no GA

Sendo assim, o Algoritmo Genético obedece a seguinte sequência de passos definidos no fluxograma:



**Figura 15.** Fluxograma do funcionamento do GA

### 3.4 Trabalhos relacionados

Alguns trabalhos utilizam de derivados do ACO para o roteamento e entrega em uma dada janela de tempo, como o [19] que sugere o *Ant Colony System* com Busca Local (ACS-LS) e outros relacionados diretamente com o MTSP e sua resolução com ACO como ocorre em [20].

Estes trabalhos corroboram a decisão, mais à frente, de utilizar de um algoritmo baseado em ACO para implementação do algoritmo de inteligência, no caso o TACO.

## 3.5 Futuro

A inteligência artificial será aplicada em ainda mais áreas com o decorrer dos anos, sendo continuamente refinada e com o desempenho aprimorado. Algumas das áreas que se beneficiaram destes avanços serão a jurídica com análise de documentos, a criação e otimização de rotas para entrega ou transporte de passageiros, direção autônoma, mapeamento de ambientes e resgate de pessoas em locais de risco.

Com o avanço da tecnologia e de computadores de bolso, além da tendência que tem sido a inteligência artificial e suas aplicações em smartphones, espera-se que as inteligências artificiais sejam inseridas no cotidiano de forma transparente para o usuário. Por exemplo na gerência da bateria, do brilho de dispositivos móveis, em respostas rápidas e em análises comportamentais que podem permitir melhor desempenho por parte dos usuários em seu dia a dia.

No âmbito do transporte, o uso de veículos autônomos se mostra um conceito que vem se beneficiando bastante com pesquisas e avanços tecnológicos na área de inteligência artificial. No entanto, o uso destes veículos de forma individual tende a lotar as vias urbanas. Para que isto não ocorra, espera-se que a inteligência artificial seja utilizada na alocação de veículos a seus determinados pedidos, possibilitando um transporte coletivo com oferta e demanda coerentes, como é proposto neste trabalho.

# Capítulo 4

## Proposta e Resultados

### 4.1. Proposta

Tomando como base os pontos positivos e negativos dos tipos de transportes apresentados na fundamentação teórica se idealizou uma forma aprimorada de transporte coletivo, que une as vantagens do mesmo e por aplicativo em uma só forma. Para tanto, definiu-se que o algoritmo do meio de transporte possuirá, previamente, as informações necessárias acerca das rotas que desejam ser percorridas pelos usuários e a disponibilidade dos motoristas.

Esta decisão foi tomada pois se intenciona a implementação de um algoritmo capaz de otimizar a oferta de serviço de transporte coletivo dada uma demanda já prevista. Meios de transporte por aplicativo, como Uber e 99 Pop, montam rotas no momento que o pedido é criado. Isso dificulta a junção de pedidos semelhantes devido ao momento em que o pedido é feito, gerando imprevisibilidade e gasto de combustível mais elevado.

Com posse das informações citadas previamente a inteligência será executada todos os dias em uma determinada hora, alocando os pedidos feitos pelos usuários aos motoristas, de forma a minimizar o desconforto gerado pelo atraso, ausência de acento e o custo geral da execução das rotas pelo conjunto de agentes.

### 4.2. Entrada

O algoritmo recebe como parâmetro uma lista de pedidos e uma de expedientes, tomando como base a oferta e demanda de ônibus urbanos. Cada pedido é composto pela identidade do usuário que o fez, um ponto de partida e um de chegada em coordenadas e os horários de embarque e desembarque que o usuário deseja. Já o expediente é constituído pela identidade do motorista, as

coordenadas onde inicia, os horários de início e fim dos trabalhos e o número de vagas que o veículo é capaz de comportar.

Não foram aplicadas restrições nas rotas ou no número de pedidos para o funcionamento do algoritmo. Sendo ele capaz de atender ou não um pedido e usar ou não um motorista, conforme o custo em que tais escolhas implicam.

### **4.3. Sistema**

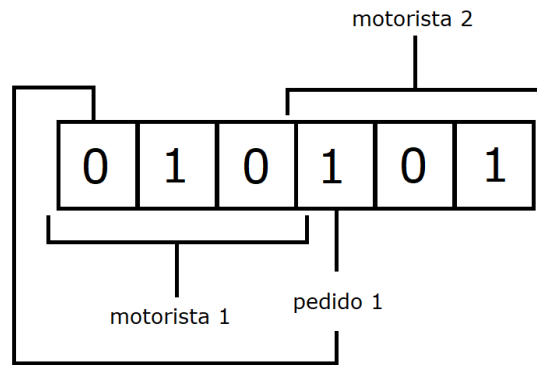
Com a regra de negócio formulada, se tornou necessário implementar uma aplicação e modelar banco de dados para validá-la. Para tanto utilizou-se do *Framework Flutter* [21] na criação de uma interface *Android*, do *Firestore* [22] no armazenamento de dados e *Nodejs* em um servidor utilizando do *Framework Serverless* [23] para implementação de uma API em *Cloud Function* [24].

Depois de implementado o aplicativo, capaz de permitir a inserção de pedidos e interações entre usuários e empresas ou motoristas, tornou-se necessário implementar o algoritmo de inteligência artificial, que é o cerne do sistema, para o que optou-se por *Python* [25] embarcado em *App Engine* [27].

### **4.4. Genetic Algorithm e Ant Colony Optimization**

O primeiro algoritmo implementado utilizou de GA e ACO, pela capacidade do primeiro de solucionar problemas combinatórios e do segundo de construir rotas passando por pontos de um grafo. Para formulação deste algoritmo tomou-se como base o funcionamento de um TACO, no qual existe uma camada de clusterização acima da camada responsável pela construção das rotas.

A camada responsável pela clusterização foi a do GA, avaliando o mapeamento de pedidos por motoristas, e a pela construção das rotas a do ACO, calculando para cada um dos motoristas o caminho a ser percorrido e o custo obtido. Para tanto o GA possui uma codificação que permite representar os motoristas e os pedidos. A codificação formulada é obtida por meio do número de agentes e do número de rotas. exemplo:



**Figura 16.** Ilustração de cromossomo utilizado no GA

Onde o cromossomo é composto por uma lista de motoristas e cada motorista, por sua vez, uma lista de genes. Cada gene representa se o pedido deve ou não ser atendido pelo motorista no qual está presente. Para que o cromossomo seja válido a soma dos genes nele presente deve ser igual ao número de pedidos e o número de genes no cromossomo igual ao produto do número de pedidos e do número de motoristas. Desta forma é possível decodificar o cromossomo como um mapeamento de pedidos por motorista.

Tendo em mente os cromossomos válidos para a codificação citada, a população é inicializada e obedece aos passos de uma GA comum, como pontuado na fundamentação. Utilizando, para uma avaliação inicial, de uma seleção baseada em *ranking* e *Uniform Crossover*, validando os cromossomos gerados após o *crossover* e a mutação.

Para avaliar a qualidade do cromossomo este é decodificado e, juntamente da matriz de distâncias e dos pedidos feitos, passado como parâmetro para o *Ant Colony Optimization*, permitindo o cálculo da rota e seu custo por motorista. Também foi necessário definir as funções *fitness* do GA e outra para o ACO. A primeira delas é:

$$F_{GA} = N_m / \sum_{i=1}^{N_m} C_{aco}^i$$

Onde  $N_m$  é o número de motoristas e  $C_{aco}^i$  o custo de uma rota, podendo ser obtido com o inverso da *fitness* do ACO. Essa por sua vez é obtida por meio de:

$$\left\{ \begin{array}{l} F_{aco} = (t_p * r_f) / d \\ F_{aco} = 10^{-4}, \text{ se } d = 0 \text{ ou } N_p < 0 \end{array} \right.$$

Com  $t_p$  sendo a pontualidade da rota obtida de acordo com os horários definidos pelos usuários,  $r_f$  o quanto dos pedidos foi atendido,  $d$  é a distância e  $N_p$  o número de assentos disponíveis. Podendo  $t_p$  e  $r_f$  ser calculados da seguinte forma:

$$t_p = e^{-|t_a - t_d|} \text{ e } r_f = e^{-\frac{N_v}{N_d}}$$

Com  $t_a$  o momento no qual a formiga se encontrará ao visitar o último local de sua rota,  $t_d$  o horário em que o usuário informou que desejaria estar no local em questão,  $N_v$  o número de pedidos atendidos e  $N_d$  o total de pedidos que devem ser atendidos por esta colônia de formigas.

Ao fim o algoritmo é capaz de obter resultados coerentes, no entanto de forma inviável, uma vez que sua execução é muito custosa e a matriz de custos, assim como o tempo do processamento, cresce quadraticamente à medida que o número de locais imputados pelos motoristas ou pedidos pelos usuários aumenta.

## 4.5. Team Ant Colony Optimization

Por conta das limitações percebidas no primeiro algoritmo desenvolvido se tornou necessário mudar a abordagem que vinha sendo tomada. Para tanto foi estudado o algoritmo TACO. Neste algoritmo existe uma influência global, representando a avaliação da clusterização de paradas por motorista, e uma influência local, traduzindo a avaliação da rota montada para cada agente, sobre o cálculo do feromônio depositado em cada aresta.

As funções *fitness* multiobjetivo definidas para o TACO foram as seguintes:

$$F_{global} = 1/d, 1/t_e, 1/v$$

$$F_{local} = 1/d, 1/t$$

Tendo  $d_g$  como a distância somada de todas as rotas,  $t_e$  como o erros de horário acumulados pelo mapeamento,  $v$  uma razão de quantos dos pedidos foram atendidos com valor maior que 0 e menor que 1,  $t$  o tempo e  $d$  a distância de uma rota. No momento da atualização dos feromônios foi implementada uma randomização da seleção da *fitness* utilizada, sendo as probabilidade de seleção na atualização global distribuída com (0, 0.25, 0.75) e na local (0.75, 0.25, 0) com  $F_{global}$ . Sendo  $F_{local}$  com distribuição probabilística uniforme, utilizado no cálculo da atratividade por uma formiga individual.

Por meio do Algoritmo TACO o tempo de execução foi reduzido. Mas se tornava um problema enfrentar o aumento quadrático das dimensões da matriz de feromônios. Para eliminar este impasse foi aplicado um limite inferior para o feromônio, e caso alguma aresta chegasse a este valor a informação sobre a posição seria excluída da memória, pressupondo que este não foi visitado.

No entanto, a matriz de distâncias para serem calculadas as rotas foi, inicialmente, obtida por meio de uma API do Google chamada *Distance Matrix* [28]. Essa matriz precisava ser armazenada para que a atratividade de uma dada aresta fosse calculada, o que gerava dois problemas:

- A memória seria consumida quadraticamente pela matriz de custos armazenada, em função do número de pontos.
- Custo alto do consumo da API do Google para um número elevado de chamadas ou de pontos a serem calculados.

Para solucionar foi utilizada uma biblioteca em *Python* chamada OSMNX [29], que calcula a distância entre duas coordenadas em tempo de execução sem custos adicionais.

## 4.6. Resultados

Um dos resultados obtidos foi uma aplicação para *Android* capaz de inserir e gerenciar expedientes de motoristas, conforme citado previamente. Abaixo as telas da aplicação que permitem a inserção de pedidos de rota e de expedientes aos usuários:

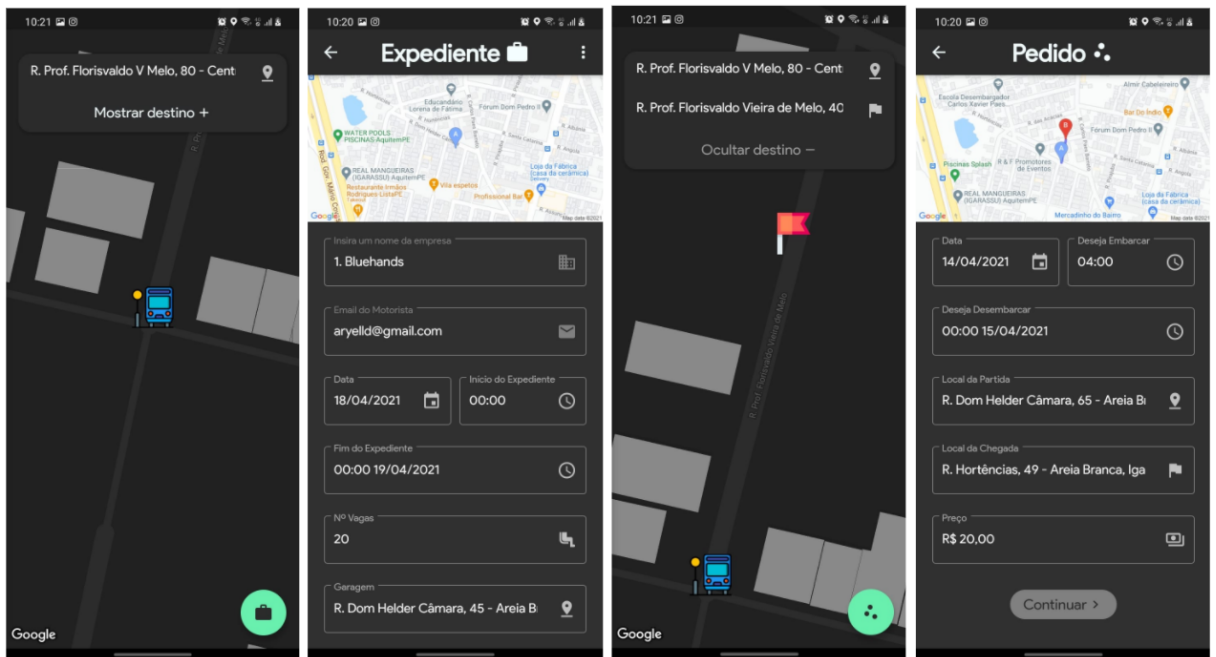


Figura 17. Capturas de tela da aplicação *Android* produzida

Também foram implementadas duas Inteligências Artificiais, uma das quais o tempo de execução não permite a aplicação, GA em conjunto com o ACO. Já o TACO possui um tempo de execução e custo menor para embarcar na nuvem, o que torna adequado verificar, também, os resultados obtidos por meio do algoritmo na otimização.

Para avaliar o comportamento do algoritmo foram utilizadas de 150 iterações com parâmetros para execução  $\alpha = 1$ ,  $\beta = 5$  e  $\rho = 0.5$ . Parâmetros obtidos por meio de avaliações consecutivas, onde presenciou-se uma rápida convergência em resultados coerentes. Foi passado como argumento, também, os seguintes dados:

Tabela 1. Tabela de expedientes passada como argumento para o TACO

id	Horário do início	Horário do fim	local de início	Número de vagas
0	00:00	05:30	Igarassu - PE	4
1	00:00	08:30	Goiana - PE	5
2	00:00	06:50	Recife - PE	6



**Tabela 2.** Tabela de pedidos passada como argumento para o TACO

Id	Horário de embarque	Horário de desembarque	local de embarque	local de desembarque
0	00:00		Igarassu - PE	Recife - PE
1	00:30		Igarassu - PE	Goiana - PE
2		01:20	Igarassu - PE	R. Benfica - Recife - PE
3		01:00	Goiana - PE	Itamaracá - PE
4	00:30	02:00	Recife - PE	Itamaracá - PE
5	02:30	03:00	Recife - PE	Itamaracá - PE
6	00:00		Av. Conde da Boa Vista - Recife - PE	Shopping RioMar - Recife - PE
7	00:50	01:40	R. Benfica - Recife - PE	Igarassu - PE
8	11 dias		R. Benfica - Recife - PE	Igarassu - PE
9	02:30		Recife - PE	Igarassu - PE
10	02:10		Recife - PE	Igarassu - PE
11	02:20		Recife - PE	Igarassu - PE
12	02:40		Recife - PE	Igarassu - PE
13	02:50	03:40	Recife - PE	Igarassu - PE
14	03:00		Recife - PE	Igarassu - PE

O algoritmo produziu os seguintes gráficos de evolução para os três objetivos otimizados, onde os horários não informados foram interpretados como a aceitação de qualquer valor:

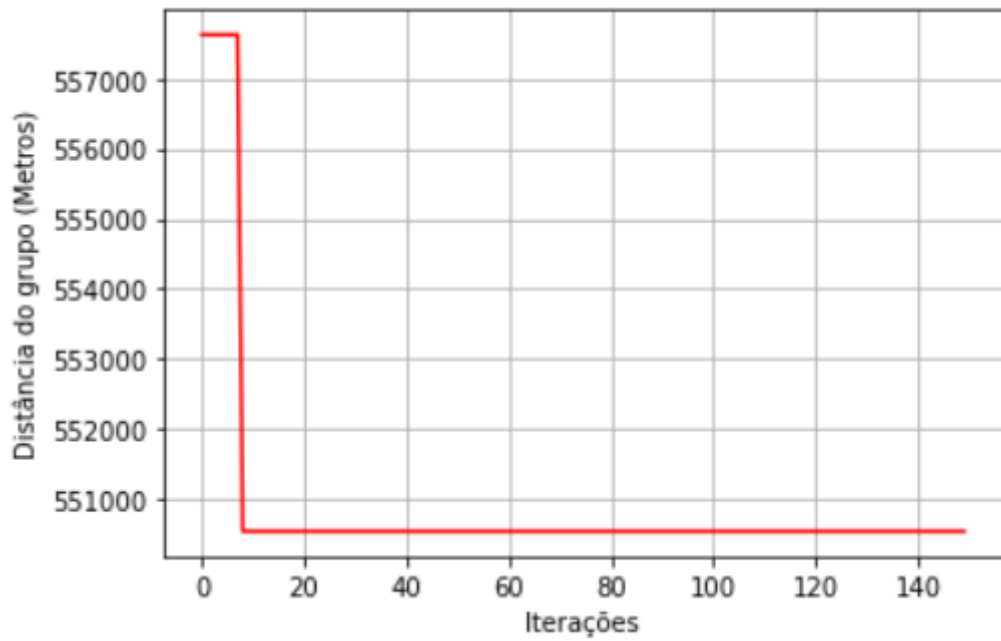


Figura 18. Gráfico de evolução da distância resultante  $d_g$

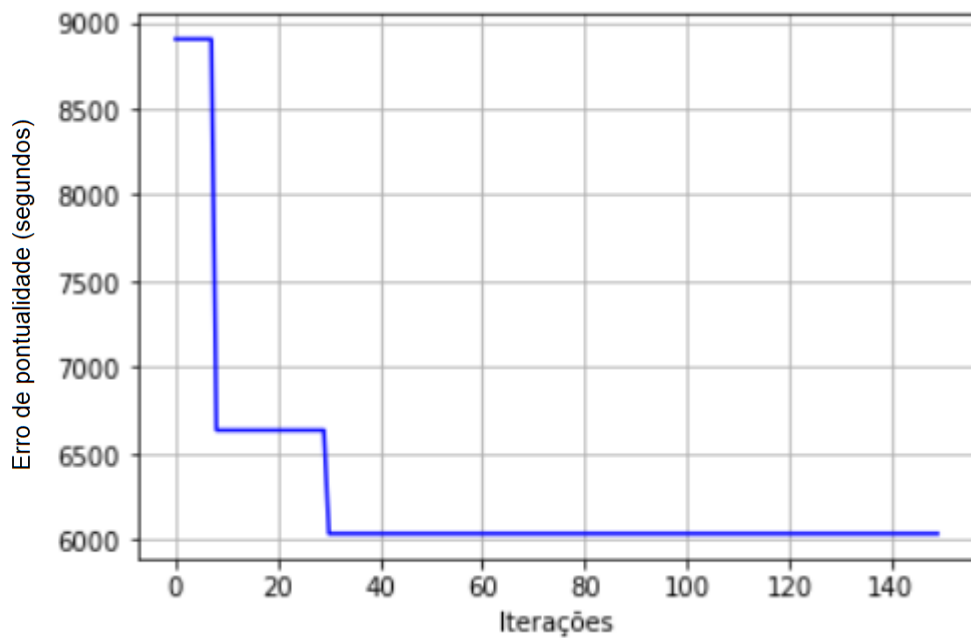
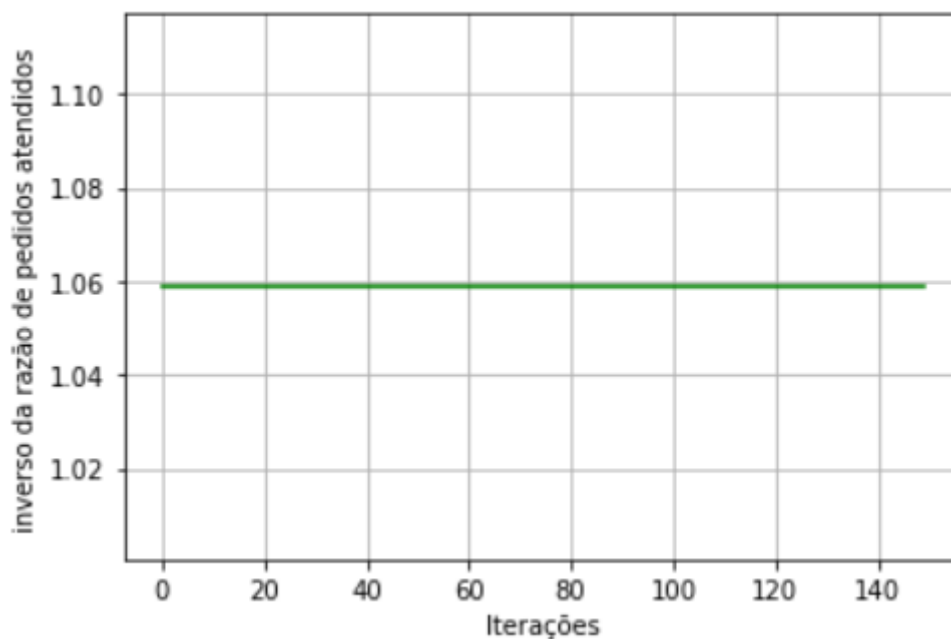


Figura 19. Gráfico de evolução dos erro de pontualidade  $t_e$

Onde o erro de pontualidade ( $t_e$ ) representa o somatório de todos os erros no horário de embarque e desembarque dos clientes.



**Figura 20.** Gráfico de evolução do inverso da proporção de atendimento  $1/v$

Obtendo como resultado o seguinte retorno:

**Tabela 3.** Mapeamento de expediente por pedidos

id do expediente	Id de pedidos
0	0, 1, 2, 4, 7
1	3, 9, 14
2	5, 6, 10, 11, 12, 13

Sendo alguns pedidos não atendidos em detrimento dos horários e número de vagas reduzidas dos expedientes. No entanto, como indicado pelos gráficos de evolução de cada um dos objetivos, a solução calculada representa um mínimo local.

Os resultados obtidos condizem com a condição para seleção de solução do pareto obtido. No qual a pontualidade é o objetivo principal, secundário a maior cobertura de pedidos e, ultimamente, a redução da distância percorrida pelos motoristas.

## Capítulo 5

# Conclusão e Trabalhos Futuros

Existe um nicho de usuários de transporte público e por aplicativo que saem desfavorecidos com os modelos de transporte atual. Enfrentando lotações e insegurança no transporte por um lado ou, no outro, enfrenta preços elevados em comparação aos meios coletivos. Com esse conjunto identificado iniciou-se a implementação de uma aplicação capaz de agendar viagens individuais e alocar, por meio de inteligência artificial, rotas aos motoristas mais adequados em tempo hábil e custo viável.

Como resultado foi obtido um sistema capaz de oferecer uma solução a um subconjunto do mercado de transporte, com horários definidos para suas rotas. Tendo como subprodutos um aplicativo para *Android* e um algoritmo de inteligência artificial que une aspectos da otimização multiobjetivo e o TACO, sendo capaz de chegar a resultados satisfatórios em tempo hábil. No qual a previsibilidade do modelo é uma vantagem que permite alocar motoristas a rotas de forma a minimizar seu deslocamento, duração da viagem e reduzindo o desconforto por conta de lotações.

Futuros trabalhos serão aprimorar a usabilidade da aplicação produzida, avaliar possíveis melhorias nas funções objetivo e o teste com clientes reais para refinar a regra de negócio e o algoritmo produzido com melhor desempenho, o TACO.

---

# Referências

- [1] ABREU, Júlio César Andrade de. MOBILIDADE URBANA E PLANEJAMENTO SUSTENTÁVEL NO MUNICÍPIO DE RESENDE: Estudo de caso exploratório. 2017. TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO (Graduação) - Universidade Federal Fluminense, [S. l.], 2017.
- [2] HILLIER, F. S.; LIEBERMAN, G. J. Introdução à pesquisa operacional. 9. ed. São Paulo: McGraw Hill, 2010.
- [3] A HISTÓRIA DOS MOTORES A COMBUSTÃO INTERNA. 23/01/2017. Disponível em: <https://autocarup.com.br/historia-motor-a-combustao/>. Acesso em: 19/04/2021.
- [4] HISTÓRIA: SAIBA COMO OS ÔNIBUS SURGIRAM E SE TRANSFORMARAM AO LONGO DO TEMPO. Disponível em: <https://busclub.com.br/posts/noticias/2016/11/18/historia-saiba-como-os-onibus-surgiram-e-se-transformaram-ao-longo-do-tempo-100654>. Acesso em: 19/04/2021.
- [5] UM POUCO SOBRE A HISTÓRIA DO ÔNIBUS NO BRASIL. Disponível em: <https://www.transatransporte.com.br/5229-2/>. Acesso em 21/04/2021.
- [6] RUSSELL, Stuart. NORVIG, Peter. Inteligência Artificial. Trad: Publicare Consultoria. Rio de Janeiro: Elsevier, 2004.
- [7] DORIGO, Marco; GAMBARDELLA, Luca Maria. Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem. IEEE TRANSACTIONS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION, v. 1, p. 53-66, 1997.
- [8] DARWINISMO. Disponível em: <https://brasilecola.uol.com.br/biologia/darwinismo.htm>. Acesso em 24/04/2021.
- [9] HOLLAND, J. H. Adaptation in natural and artificial systems. Ann Arbor: MI: University of Michigan Press, 1975.
- [10] HAUGELAND, J. Artificial intelligence: The very idea. Cambridge, MA, f. 287, 1985.

- [11] KURZWEIL, Ray. The Age of Intelligent Machines. Cambridge: MIT Press, 1990. 565 p.
- [12] CHARNIAK , E ; MCDERMOTT, D. Introduction to artificial intelligence. MA, 1985.
- [13] POOLE, D et al. Computational Intelligence: A Logical Approach. Oxford University Press. New York, 1998.
- [14] MENA, Orenia Lapeira et al. MÉTRICAS DE RENDIMIENTO PARA EVALUAR PREDICADOS DIFUSOS MULTIOBJETIVOS. In: IV CONFERENCIA INTERNACIONAL EN CIENCIAS COMPUTACIONALES E INFORMÁTICA. 2018, Havana - Cuba.
- [15] DORIGO, Marco ; MANIEZZO, Vittorio ; COLORNI, Alberto . The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics–Part B, v. 26, p. 1-13, 1996.
- [16] DORIGO, Marco ; STÜTZLE, Thomas . Handbook of Metaheuristics: The Ant Colony Optimization Metaheuristic: Algorithms, Applications, and Advances, f. 250-285. 2006.
- [17] ENGELBRECHT, Andries P. Computational Intelligence An Introduction. 2. ed. England: John Wiley & Sons Ltd, 2007. 630 p.
- [18] HAUPT, Randy L.; HAUPT, Sue Ellen. Practical Genetic Algorithms. 2. ed. New Jersey: John Wiley & Sons, 2004. 261 p.
- [19] DORIGO, Marco ; MANIEZZO, Vittorio ; COLORNI, Alberto . The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics–Part B, v. 26, p. 1-13, 1996.
- [20] CARABETTI, Eduardo G. ; SOUZA, Sérgio R. FRAGA, Marcelo C. P. METAHEURÍSTICA COLÔNIA DE FORMIGA APLICADA AO PROBLEMA DE ROTEAMENTO DE VEÍCULOS COM COLETA E ENTREGA E JANELA DE TEMPO. Belo Horizonte. CEFET/MG.
- [21] JUNJIE, Pan et al. An Ant Colony Optimization Algorithm for Multiple Travelling Salesman Problem . In: PROCEEDINGS OF THE FIRST

- INTERNATIONAL CONFERENCE ON INNOVATIVE COMPUTING, INFORMATION AND CONTROL, Shenyang - China, 2006.
- [22] Flutter documentation. Disponível em: <https://flutter.dev/docs>. Acesso em 28/04/2021.
- [23] Documentação. Disponível em: <https://firebase.google.com/docs?hl=pt-br>. Acesso em 28/04/2021.
- [24] About documentation. Disponível em: <https://nodejs.org/en/docs>. Acesso em 28/04/2021.
- [25] Cloud Functions. Disponível em: <https://cloud.google.com/functions?hl=pt-br>. Acesso em 28/04/2021.
- [26] Python 3.9.4 documentation. Disponível em: <https://docs.python.org/3/>. Acesso em 28/04/2021.
- [27] App Engine. Disponível em: <https://cloud.google.com/appengine>. Acesso em 28/04/2021.
- [28] Distance Matrix API . Disponível em: <https://developers.google.com/maps/documentation/distance-matrix/overview>. Acesso em 28/04/2021.
- [29] OSMnx 1.0.1. Disponível em: <https://osmnx.readthedocs.io/en/stable/>. Acesso em 31/05/2021.