

# Aplicação de Algoritmo Genético na Gestão de Visitas Médicas de Atenção Domiciliar

*Application of Genetic Algorithm in the Management of Home Care Medical Visits*

**Alefe Cruz Silva<sup>1</sup>**

 [orcid.org/0000-0003-2219-104X](https://orcid.org/0000-0003-2219-104X)

**Alexandre M. A. Maciel<sup>1</sup>**

 [orcid.org/0000-0003-4348-9291](https://orcid.org/0000-0003-4348-9291)

<sup>1</sup>Escola Politécnica de Pernambuco, Universidade de Pernambuco, Recife, Brasil. E-mail: [acs@ecomp.poli.br](mailto:acs@ecomp.poli.br)

**DOI: 10.25286/repa.v6i5.1770**

Esta obra apresenta Licença Creative Commons Atribuição-Não Comercial 4.0 Internacional.

Como citar este artigo pela NBR 6023/2018: SILVA, A. C.; MACIEL, A. M. A. Aplicação de Algoritmo Genético na Gestão de Visitas Médicas e de Atenção Domiciliar. Revista de Engenharia e Pesquisa Aplicada, Recife, v.6, n. 5, p. 81-89, Novembro, 2021.

## RESUMO

Atenção Domiciliar é um trabalho substitutivo ou complementar à internação hospitalar ou ao atendimento ambulatorial, O Serviço de Atenção Domiciliar, denominado SAD, é responsável pelo gerenciamento e operacionalização das Equipes Multiprofissionais de Atenção Domiciliar e Equipes Multiprofissionais de Apoio. O planejamento do SAD, ou seja, a distribuição de visitas de profissionais para pacientes, ainda é um processo manual. No entanto, tornar eficiente a alocação de visitas é necessária para melhorar o trabalho dos profissionais, reduzindo o tempo de deslocamento entre as visitas domiciliares, consequentemente, reduzindo custos de transporte, e maximizando a quantidade de atendimentos diários. A proposta é aplicar algoritmo genético (AG) como abordagem de solução para resolver este problema e executar uma análise comparativa alterando operadores genéticos.

**PALAVRAS-CHAVE:** Mineração de Dados; Serviço de Atenção Domiciliar; Otimização; Algoritmo Genético;

## ABSTRACT

Home Care is a substitute or complementary work to hospitalization or outpatient care. The Home Care Service, called SAD, is responsible for the management and operation of the multi-professional Home Care Teams and multi-professional Support Teams. SAD planning, that is, the distribution of visits from professionals to patients, is still a manual process. However, making the allocation of visits efficient is necessary to improve the work of professionals, the travel time between home visits, consequently, the cost of transportation, and maximizing the amount of daily visits. The proposal is to apply genetic algorithm (AG) as a solution approach to solve this problem and perform a comparative analysis by changing genetic operators.

**KEY-WORDS:** Data Mining; Home Care Service; Optimization; Genetic Algorithm;

## 1 INTRODUÇÃO

O censo da FIPE (Fundação Instituto de Pesquisas Econômicas), encomendado pelo Núcleo Nacional das Empresas de Serviço de Atenção Domiciliar (SAD) confirma o crescimento substancial do setor de serviço de saúde domiciliar na última década. Segundo o Cadastro Nacional dos Estabelecimentos de Saúde (CNES), o número de empresas de serviços de atenção domiciliar isolados no Brasil saltou de 18, em julho de 2012, para 676 em julho de 2018. Isso representa um crescimento de 3.656% do setor, no período [1].

Com o colapso do sistema de saúde causado pela pandemia do novo coronavírus, entre parte de 2020 e com a segunda onda em 2021, o Brasil volta a ser afetado pela falta de leitos ou pela escassez de insumos. Diante deste cenário, e do temor da população com relação à contaminação pela Covid-19, a procura por atendimento domiciliar cresceu em 2020. De acordo com a Pronep Life Care – marca do grupo Sodexo – pioneira no setor de serviço de atenção domiciliar no Brasil, houve um aumento de 36% no número de pacientes em atendimento, entre dezembro de 2019 até o mesmo mês do ano passado. No total, foram realizados 3.410 novos atendimentos [2].

Segundo Zion Market Research [5], o Mercado de Assistência Médica Domiciliar Global que consiste em mais de 110 páginas que oferecem atualizações abrangentes de pesquisa e informações relacionadas ao crescimento, demanda e oportunidades de mercado. De acordo com o relatório, este mercado deve chegar a US \$391,41 bilhões até 2021.

Diante desse cenário, o planejamento diário de visitas no SAD é um desafio tendo em vista a distribuição de um conjunto de profissionais de saúde para atender um conjunto de pacientes em um cenário de expansão.

O HAI (*Health Assistive Intelligence*), é a plataforma da Salvus que integra toda a jornada da assistência domiciliar, tem como objetivo auxiliar desde a indicação da desospitalização, a operação da atenção, a internação domiciliar e a alta do paciente. A ferramenta segue todas as exigências regulatórias e requisitos contratuais das operadoras, eliminando desperdício de tempo dos profissionais, de materiais e de medicamentos, aumentando a qualidade e a eficiência do atendimento, com o monitoramento contínuo e integral dos pacientes e da jornada dos profissionais [3].

Atualmente, este processo ocorre de forma manual através de um operador humano, onde não há nenhum auxílio à tomada de decisão de qual configuração de alocação é mais eficiente. O impacto dessa decisão não apoiada por uma ferramenta implica em aumento do tempo do profissional no deslocamento, consequentemente aumento de custo de transporte e reduz a quantidade de pacientes atendidos por dia.

Este trabalho tem como objetivo apresentar a aplicação de algoritmo genético na gestão de visitas médicas em serviço de atenção domiciliar. Como estudo de caso foi utilizada a base de dados do sistema HAI da empresa Salvus. Foi utilizada a metodologia CRISP-DM a fim de se executar várias iterações de refinamento da solução. Nesse trabalho não será considerada a preferência de pacientes como por exemplo, ao sexo, hábitos, idade, afinidade, rejeição do paciente com o profissional ou vice-versa.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

### 2.1 ATENÇÃO DOMICILIAR

Segundo a ANVISA [4], Atenção domiciliar (AD) termo genérico que envolve ações de promoção à saúde, prevenção, tratamento de doenças e reabilitação desenvolvidas em domicílio pode ser classificada na modalidade de assistência e/ou internação domiciliar. Onde, Assistência domiciliar é conjunto de atividades de caráter ambulatorial, programadas e continuadas desenvolvidas em domicílio, e Internação Domiciliar é conjunto de atividades prestadas no domicílio, caracterizadas pela atenção em tempo integral ao paciente com quadro clínico mais complexo e com necessidade de tecnologia especializada

O Serviço de atenção domiciliar (SAD) é a instituição pública ou privada responsável pelo gerenciamento e operacionalização de assistência e/ou internação domiciliar [4].

A descentralização e distribuição de recursos e serviços provê manutenção e cuidados no conforto do lar dos pacientes, mas também, o desafogamento dos hospitais, que é, por sua vez, um grande desafio gerencial para uma Serviço de atenção domiciliar. Dentre os benefícios da atenção domiciliar, podemos citar:

- Envolvimento da família e humanização.
- Atenção individualizada e manutenção da

rotina.

- Segurança para o paciente e melhor adesão ao tratamento.
- Redução do tempo de internação hospitalar.
- Menor risco de infecção hospitalar.
- Liberação de leitos.

Segundo a ANVISA [4], a assistência ou internação domiciliar inicia-se na fase de Admissão, processo que se caracteriza pelas seguintes etapas: indicação, elaboração do Plano de Atenção Domiciliar e início da prestação da assistência ou internação domiciliar. E, é finalizado na Alta da Atenção domiciliar, o ato que determina o encerramento da prestação de serviços de atenção domiciliar em função de: internação hospitalar, alcance da estabilidade clínica, cura, a pedido do paciente e/ou responsável, óbito.

## 2.2 CICLO DE VISITAS

Os pacientes admitidos na AD possuem um Plano de Atenção Domiciliar (PAD). Segundo o ANVISA [4], o PAD é um documento que contempla um conjunto de medidas que orienta a atuação de todos os profissionais envolvidos de maneira direta e ou indireta na assistência a cada paciente em seu domicílio desde sua admissão até a alta. E este, deve contemplar requisitos de infraestrutura do domicílio do paciente, necessidade de recursos humanos, materiais, medicamentos, equipamentos, retaguarda de serviços de saúde, cronograma de atividades dos profissionais e logística de atendimento. Também, a periodicidade dos relatórios de evolução e acompanhamento.

Os profissionais são escalados para realizar o acompanhamento de vários pacientes e precisam relatar ao SAD. É através desta escala que os roteiros são criados, por exemplo um profissional P deve visitar os pacientes A, B e C.

O roteiro realizado pelos profissionais deve ser o menor possível em termos de deslocamento, e o tempo total de trabalho diário não pode ultrapassar o limite L, que são horas máxima permitida por lei que um profissional pode trabalhar em um dia.

## 2.3 OTIMIZAÇÃO

Para um operador de sistema de uma empresa de presta serviço de atenção domiciliar,

normalmente, há muitos pacientes e profissionais para serem atendidos e prestarem atendimentos diariamente, e cabe ao operador encontrar uma combinação onde resulte em atendimentos de forma eficiente. Normalmente, a determinação desta melhor combinação depende fundamentalmente da experiência do operador. Técnicas de otimização podem ser utilizadas para auxiliar o responsável na determinação da combinação ótima.

O objetivo da otimização é encontrar, de acordo com o critério escolhido, a melhor solução entre as diversas combinações possíveis para as variáveis do sistema, mantendo a viabilidade, que está associada a restrição que deve ser satisfeita [6].

Dentre os métodos de resolução para os problemas de otimização, existem os métodos exatos e eficientes de resolução, e métodos não-exatos também conhecidos com heurísticos, uma vez que sua resolução exata requer um tempo proibitivo. Este trabalho aplica a meta-heurística Algoritmos Genéticos proposta por Holland [7].

### 2.3.1 Algoritmos Genéticos

Segundo Holland [7], Algoritmos genéticos são programas de computador que "evoluem" de maneiras que se assemelham à seleção natural podem resolver problemas complexos que nem mesmo seus criadores entendem completamente.

O primeiro passo de um Algoritmo Genético é a geração de uma população inicial de cromossomos, que é formada por um conjunto aleatório de cromossomos que representam possíveis soluções do problema a ser resolvido. Durante o processo evolutivo, esta população é avaliada e cada cromossomo recebe uma pontuação, denominada aptidão, refletindo a qualidade da solução que ele representa. Em geral, os cromossomos mais aptos são selecionados e os menos aptos são descartados. Os membros selecionados podem sofrer modificações em suas características fundamentais através dos operadores de cruzamento (crossover) e mutação, gerando descendentes para a próxima geração. Este processo é repetido até que uma solução satisfatória seja encontrada [7].

## 3 MATERIAIS E MÉTODOS

Este trabalho empregou a metodologia CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) a fim de se executar várias iterações de refinamento da solução.

### 3.1 ENTENDIMENTO DO NEGÓCIO

No processo de planejamento das visitas é necessário alocar profissionais e pacientes, criando assim o roteiro de visitas. Para isso precisamos de um conjunto de profissionais, conjunto de pacientes e uma filial referente ao planejamento. Para simplificar esta etapa, as listas selecionadas devem pertencer a uma única filial. Através dos Stakeholders da Salvus, podemos identificar que, cada profissional precisa ter no mínimo uma visita associada para ser constituída uma rota ou jornada de trabalho, sabendo que o não é possível exceder o limite diário de trabalho do especialista que irá realizar as visitas. Após concluir todas as visitas o especialista deve seguir até o endereço da filial para prestação de contas.

### 3.2 ENTENDIMENTO DOS DADOS

Os dados foram coletados do armazém de dados (Data Warehouse) da Salvus, do sistema HAI. As informações que foram disponibilizadas, constituem-se de:

- **Geolocalização dos Pacientes:** Endereço e identificação.
- **Geolocalização dos Profissionais:** Endereço e identificação.
- **Geolocalização das Filiais:** Endereço e identificação.
- **Visitas Realizadas:** Dados de duração de visita.
- **Tipos de Visitas:** Distinção dentre visitas.
- **Tipos de Profissão:** Distinção entre profissões.

### 3.3 PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS

Durante a avaliação dos dados foram observadas informações sensíveis e dados irrelevantes ao processo de otimização. Buscando solucionar, foram executadas três etapas de pré-processamento, que são elas:

- **Limpeza** dos dados, onde foram removidas informações sensíveis e/ou irrelevantes (por exemplo dados pessoais de profissionais e pacientes), mantendo apenas dados de identificação e localização.

- **Redução** dos dados, onde foram removidos dados de profissionais e pacientes de clientes teste.
- **Transformação** dos dados, onde os endereços foram convertidos para o formato de latitude e longitude e logo após para o formato geohash, que é uma representação em base32 de células de grades espaciais bidimensionais [8], e adicionado uma chave geohash no valor de localização, para criptografar as informações. Além disso, identificadores (id) das tabelas de endereços os foram convertidos para um formato de texto contendo uma TAG informativa do tipo da entidade mais o valor do identificador, exemplo "patient-12", "professional-1345", "branch-54".

O pré-processamento resultou em 5 tabelas:

#### 1. Endereços de Filiais:

- id: Identificador da tabela;
- branchId: TAG de filial;
- geohash: Localização criptografada da filial;

**Quadro 1** - Exemplo de tabela. Endereços de filiais

ID	BRANCHID	GEOHASH
0	branch-18	7vmdf3kpxpyu

**Fonte:** Os Autores.

#### 2. Endereços de Pacientes:

- Id: Identificador da tabela;
- patientId: TAG de paciente;
- geohash: Localização criptografada do paciente;

**Quadro 2** - Exemplo de tabela com endereços de pacientes

ID	PATIENTID	GEOHASH
32	patient-2476	7vmdf9mq5vmy
39	patient-2483	7vmdt5fuqd1m
42	patient-2486	7vmduqn74y44z
53	patient-2497	7vmdu3zjyusy
54	patient-2498	7vmdtjume49w

**Fonte:** Os Autores.

### 3. Endereços de Profissionais:

- Id: Identificador da tabela;
- professionalId: TAG do profissional;
- profession: Tipo de profissão;
- geohash: Localização criptografada do profissional;

**Quadro 3** - Exemplo de tabela com endereços de profissionais

ID	PROFESSIONID	PROFESSION	GEOHASH
32	professional-224	enfermeiro	7vmdt5e3w4vd
39	professional-225	enfermeiro	7vmdt3j32tsm
42	professional-227	enfermeiro	7vmdmnzzctd9
53	professional-228	enfermeiro	7vmdt12vgfd8
54	professional-230	enfermeiro	7vmdmjc1h4kq

Fonte: Os Autores.

### 4. Visitas por Profissionais:

- id: Identificador da tabela;
- professionalId: TAG de profissional
- profession: Tipo da profissão;
- mean\_duration: Média da duração de tempo de visita do profissional;

**Quadro 4** - Exemplo de tabela com visitas por Profissionais

ID	PROFESSIONALID	PROFESSION	DURATION
0	professional-232	enfermeiro	1205.875000
1	professional-235	enfermeiro	1200.000000
2	professional-240	enfermeiro	2120.250000
3	professional-241	enfermeiro	1337.716216
4	professional-267	enfermeiro	2149.908046

Fonte: Os Autores.

### 5. Visitas por Profissão:

- id: Identificador da tabela;
- profession: Tipo de profissão;
- mean\_duration: Média da duração de tempo de visita da profissão;

**Quadro 5** - Exemplo de tabela com visitas por Profissão

ID	PROFESSION	MEAN_DURATION
0	enfermeiro	2484.334622
1	fisioterapeuta	1029.000000
2	medico	1334.555556

Fonte: Os Autores.

## 3.4 MODELAGEM

A implementação do código foi realizada na plataforma ANACONDA usando a linguagem Python e bibliotecas, pandas para manipulação de estrutura de dados, pygeohash para cálculo de distância entre dois valores geohash, geolib para conversão de latitude e longitude para geohash, numpy pacotes de função auxiliares para operações nos dados.

### 3.4.1 Representação da Solução

Cada solução para o problema é caracterizada pela lista dos profissionais. Cada um deles precisa conhecer o seu roteiro, isto é, a sequência dos endereços dos pacientes a serem atendidos por ele. Exemplificando, consideremos o caso de 9 pacientes, identificados por patient-1, patient-2, patient-3, patient-4, patient-5, patient-6, patient-7, patient-8 e patient-9. Vamos identificar a filial pelo identificado branch-0. Um exemplo de solução é a lista de roteiros conforme mostrado na Quadro 6.

**Quadro 6** - Exemplo de solução.

PROFISSIONAL	ROTEIRO
professional-1	patient-1, patient-2
professional-2	patient-3, patient-4, patient-5, patient-6
professional-3	patient-7, patient-8, patient-9

Fonte: Os Autores.

A representação do cromossomo, para este problema, é uma lista circular com os valores de identificação. Como o último ponto sempre será a filial devemos adicionar o identificador da mesma em cada roteiro. Para o exemplo acima a lista circular ficará:

*patient-1 | patient-2 | branch-0 | patient-3 | patient-4 | patient-5 | patient-6 | branch-0 | patient-7 | patient-8 | patient-9 | branch-0*

Onde os roteiros são delimitados pelo ponto da filial, ou seja, inicia-se após uma filial e finaliza na filial. Com isso conseguimos extrair 3 roteiros:

*Roteiro 1: patient-1 | patient-2 | branch-0*

*Roteiro 2: patient-3 | patient-4 | patient-5 | patient-6 | branch-0*

Roteiro 3: *patient-7 | patient-8 | patient-9 | branch-0*

Para remover os valores repetidos adaptamos a representação adicionando "." mais um valor numérico incremental na filial, por exemplo, o valor *branch-0* se tornará *branch-0.0*, *branch-0.1* e *branch-0.2* todos eles representando o mesmo endereço. Desta forma, temos o cromossomo:

*patient-1 | patient-2 | branch-0.0 | patient-3 | patient-4 | patient-5 | patient-6 | branch-0.1 | patient-7 | patient-8 | patient-9 | branch-0.2*

### 3.4.2 Função Custo

Cada possível solução é avaliada por uma função custo, indicando a qualidade da solução. Por meio do valor calculado pela função custo para cada solução disponível, é possível comparar as diversas soluções disponíveis e escolher a(s) melhor(es).

Como observamos na seção anterior, cada cromossomo possui uma quantidade *n* roteiros, onde *n* igual ao número de profissionais.

O custo de cada roteiro é o somatório das distâncias multiplicado pela velocidade média de deslocamento (21 km/h), somado com o tempo estimado da visita. O tempo estimado da visita é a média das visitas anteriores do profissional. Caso o especialista em questão não possua dados, o tempo estimado é o tempo global entre todos os profissionais.

Se o resultado do custo do roteiro exceder o limite de tempo diário de trabalho, o valor do roteiro é multiplicado por uma constante *K* fazendo com que o fitness do indivíduo seja incrementado. Exemplo: Assumindo *K = 30*, e o limite *L* é 28.800 segundos, representando 8 horas de atividade para jornada de trabalho. Se o valor fitness para a rota do profissional *N*, *routeFitnessN* exceder o valor *L* o fitness daquela rota será *routeFitness \* K*. Com isso a solução será:

$$fitness = routeFitness(1) * C + routeFitness(2) * C + \dots + routeFitness(N) * C$$

onde *C* é a correção, assumindo:

- Valor 1 se o *routeFitness(x)* for menor que ou igual *L*.
- Valor *K* se *routeFitness(x)* for maior que *L*.

O custo da solução é o somatório dos custos dos roteiros.

### 3.4.3 Operadores

Foram considerados neste trabalho os seguintes operadores conforme Quadro 7.

**Quadro 7** - Operadores.

TIPO	OPERADOR
Seleção	Torneio
Cruzamento	Mapeamento Parcial (PMX)
Cruzamento	Edge Recombination (ER)
Cruzamento	Order Based Crossover (OX2)
Mutação	por troca (EM)
Mutação	por inversão simples (SIM)
Mutação	Insertion Mutation (ISM)

**Fonte:** Os Autores.

## 4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Os testes foram realizados, fixando os parâmetros de quantidade de gerações, taxa de mutação, tamanho da população, quantidade de profissionais, quantidade de pacientes e alternando os operadores genéticos de cruzamento e mutação, conforme Quadro 8.

**Quadro 8** - Parâmetros fixos na execução.

PARÂMETROS	VALOR
Tamanho da população	40
Taxa de cruzamento	60%
Taxa de mutação	0.05%
Quantidade de profissionais	10
Quantidade de pacientes	50

**Fonte:** Os Autores.

Parâmetros alternados na execução do algoritmo genético:

- Operadores de Cruzamento: PMX, Edge Recombination e Order Based.
- Operadores de Mutação: EM, SIM e ISM
- Convergência *K*: 3, 4 e 5

O critério de parada usado foi o de convergência relacionado ao número de gerações onde a média de fitness da população não melhorou. As figuras de 2 a 7 mostram todos os resultados obtidos.

A Tabela 1 e a Figura 1 representam os valores obtidos de fitness e tempo de processamento

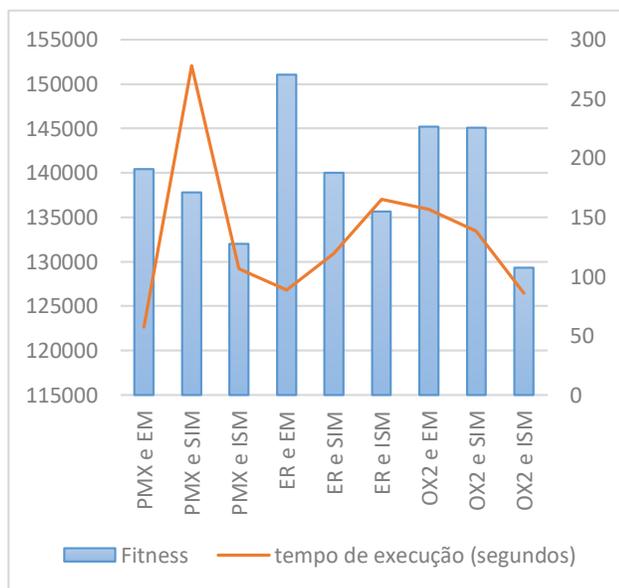
alternando operadores cruzamentos e mutação. O critério de para foi a convergência  $k = 3$ , ou seja, a média fitness não melhorou em três gerações.

**Tabela 1** - Resultados obtidos de combinações de operadores para convergência  $k = 3$ .

Combinações de Operadores para $k = 3$	Fitness	tempo de execução (segundos)
PMX e EM	140412,54	57,3
PMX e SIM	137825,34	277,99
PMX e ISM	132011,34	106,61
<b>ER e EM</b>	<b>151086,69</b>	<b>88,7</b>
ER e SIM	140023,02	119,72
ER e ISM	135627,67	165,33
OX2 e EM	145197,41	156,91
OX2 e SIM	145087,23	138,47
<b>OX2 e ISM</b>	<b>129348,87</b>	<b>85,81</b>

Fonte: Os Autores.

**Figura 1** - Resultados obtidos de combinações de operadores para convergência  $k = 3$ .



Fonte: Os Autores.

A Figura 1 mostra os valores obtidos de fitness com os seus respectivos tempos de processamento. O fitness encontrado representa em segundos o tempo total gasto no roteiro para os 50 pacientes. Ou seja, quanto menor o fitness menos tempo de deslocamento e atendimento. Sendo assim, para  $k$  igual a 3 o melhor indivíduo foi a combinação OX2 e ISM com o fitness de 129348,87 e o pior ER e SIM com o fitness de 151086,69.

Podemos comparar os resultados do pior e melhor convertendo em horas. Melhor resultado para  $k = 3$  com OX2 e ISM: **35,93** horas de roteiro. Pior resultado para  $k = 3$  com ER e SIM: **41,96** horas de roteiro. Uma diferença **6,03** horas de atendimento e deslocamento.

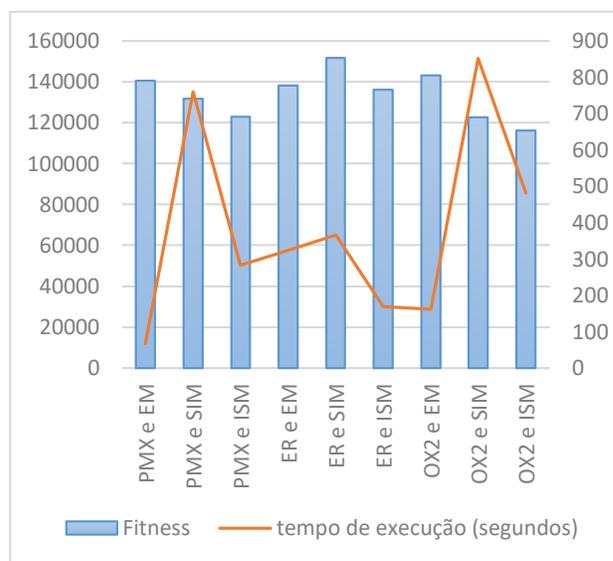
A Tabela 2 e a Figura 2 representam os valores obtidos de fitness e tempo de processamento alternando operadores cruzamentos e mutação. O critério de para foi a convergência  $k = 4$ , ou seja, a média fitness não melhorou em três gerações.

**Tabela 2** - Resultados obtidos de combinações de operadores para convergência  $k = 4$ .

Combinações de Operadores para $k = 4$	Fitness	tempo de execução (segundos)
PMX e EM	140412,54	66,5
PMX e SIM	131546,55	759,05
PMX e ISM	122755,83	282,36
ER e EM	138214,86	324,15
<b>ER e SIM</b>	<b>151476,21</b>	<b>365,63</b>
ER e ISM	136017,18	168,47
OX2 e EM	142999,74	162,37
OX2 e SIM	122680,56	851,19
<b>OX2 e ISM</b>	<b>116087,52</b>	<b>480,9</b>

Fonte: Os Autores.

**Figura 2** - Resultados obtidos de combinações de operadores para convergência  $k = 4$ .



Fonte: Os Autores.

A Figura 2 mostra os valores obtidos de fitness com os seus respectivos tempos de

processamento. Para k igual a 4 o melhor indivíduo foi a combinação OX2 e ISM com o fitness de 116087,52 e o pior ER e SIM com o fitness de 151476,21.

Podemos comparar os resultados do pior e melhor convertendo em horas. Melhor resultado para k = 3 com OX2 e ISM: **32,24** horas de roteiro. Pior resultado para k = 3 com ER e SIM: **42,07** horas de roteiro. Uma diferença **9,82** horas de atendimento e deslocamento.

A Tabela 3 e a Figura 3 representam os valores obtidos de fitness e tempo de processamento alternando operadores cruzamentos e mutação. O critério de para foi a convergência k = 5, ou seja, a média fitness não melhorou em três gerações.

**Tabela 3** - Resultados obtidos de combinações de operadores para convergência k = 5.

Combinações de Operadores para k = 5	Fitness	tempo de execução (segundos)
<b>PMX e EM</b>	<b>116018,88</b>	<b>4393,10</b>
PMX e SIM	124878,24	759,05
PMX e ISM	116162,79	282,36
ER e EM	140802,06	344,88
<b>ER e SIM</b>	<b>902908,68</b>	<b>374,90</b>
ER e ISM	144807,90	2408,24
OX2 e EM	145122,14	225,74
OX2 e SIM	127465,43	763,59
OX2 e ISM	120482,88	710,10

Fonte: Os Autores.

**Figura 3** - Resultados obtidos de combinações de operadores para convergência k = 4.



Fonte: Os Autores.

A Figura 3 mostra os valores obtidos de fitness com os seus respectivos tempos de processamento. Para k igual a 5 o melhor indivíduo foi a combinação PMX e EM com o fitness de 116018,88 e o pior ER e SIM com o fitness de 902908,68.

O resultado do ER e SIM foi alto porque algum ou algumas de suas rotas excederam o valor L de 28.800 que é o tempo limite de trabalho que um profissional pode executar diariamente. Logo, seu valor foi multiplicado pela constante K para descarte do resultado.

O processo realizado foi descartar o pior resultado por não atender os critérios e selecionar o segundo pior resultado, que foi o OX2 e EM com fitness de 145122,14 e comparar com o melhor resultado.

Podemos compara os resultados do pior e melhor convertendo em horas. Melhor resultado para k = 5 com PMX e EM: **32,22** horas de roteiro. Segundo Pior resultado para k = 3 com OX2 e EM: **40,31** horas de roteiro. Uma diferença **8,09** horas de atendimento e deslocamento.

A Tabela 4 mostra uma comparação de todos os melhores resultados obtidos.

**Tabela 4** - Comparação dos melhores resultados.

K	Combinações	Fitness	Tempo
3	OX2 e ISM	129348,87	85,81
4	OX2 e ISM	116087,52	480,9
5	PMX e EM	116018,88	4393,10

Fonte: Os Autores.

## 5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Neste artigo foi demonstrado metodologia e os resultados obtidos no desenvolvimento de algoritmo genético para otimização de distribuição de visitas médicas em serviço de atenção domiciliar e uma análise comparativa dos resultados utilizando operadores de cruzamento de mapeamento parcial(PMX), Edge Recombination (ERX) e Order Based Crossover, operadores de mutação por troca (EM), por inversão simples (SIM) e Insertion Mutation (ISM) e convergência analisando a aptidão média da população e a evolução ao longo das gerações como critério parada para os valores 3, 4 e 5 gerações sem melhoria da média fitness da população.

Na análise foi comparado o melhor custo e o tempo de processamento entre as combinações.

O melhor resultado de menor custo e menor tempo de processamento, foi usando operador de cruzamento order based crossover e o operador de mutação ISM obtendo menor custo de 116087.52 segundos na execução de 480.90 segundos.

Para trabalhos futuros são elencados:

- Ajustar critério de parada para que, não encerre até que o melhor fitness seja um valor válido.
- Realizar testes com mais combinações dos parâmetros fixados.
- Realizar testes expandindo os valores de critério de parada K.
- Integrá-lo com sistema HAI - Salvus.
- Melhorar a performance de métodos implementados.

## REFERÊNCIAS

- [1] SAÚDE BUSINESS. **Censo da FIPE retrata a importância do home care no Brasil** - Disponível em: <https://www.saudebusiness.com/mercado/censo-da-fipe-retrata-import%C3%A2ncia-do-home-care-no-brasil> Acessado em: 04 de nov. 2021 às 12:45.
- [2] MEDICINA S/A. **Pronep registra aumento de 36% em atendimento domiciliar** - Disponível em: <https://medicinasa.com.br/pronep-crescimento> Acessado em: 04 de nov. 2021 às 12:45.
- [3] SALVUS. **10 tendências no mercado de saúde em 2021** - Disponível em: <https://www.salvus.me/blog/10-tendencias-no-mercado-de-saude> Acessado em: 04 de nov. 2021 às 12:45.
- [4] MINISTÉRIO DA SAÚDE, AGÊNCIA NACIONAL DE VIGILÂNCIA SANITÁRIA. **Regulamento Técnico de Funcionamento de Serviços que prestam Atenção Domiciliar**. RESOLUÇÃO RDC Nº 11, DE 26 DE JANEIRO DE 2006. Disponível em: [https://bvsms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/anvisa/2006/res0011\\_26\\_01\\_2006.html](https://bvsms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/anvisa/2006/res0011_26_01_2006.html) Acessado em: 04 de nov. 2021 às 12:45.
- [5] **Home Healthcare Market (Diagnostics And Monitoring Devices, Therapeutic Home Healthcare Devices, Mobility Assist Devices And Medical Supplies) And Services (Rehabilitation, Telehealth And Telemedicine, Respiratory Therapy, Infusion Therapy And Unskilled Home Healthcare Services): Global Industry Perspective, Comprehensive Analysis, Size, Share, Growth, Segment, Trends And Forecast, 2015 – 2021**. Disponível em: <https://www.zionmarketresearch.com/sample/home-healthcare-market> Acessado em: 04 de nov. 2021 às 12:45.
- [6] ALBUQUERQUE, THIAGO M. MUNIZ. **Análise e otimização de problemas térmicos e estruturais bidimensionais através de método de base reduzida**: Dissertação de Mestrado Elaboração: Recife, 2005.
- [7] HOLLAND, J. **Adaptation in natural and artificial systems**. University of Michigan Press, 1975.
- [8] P. Krauss, E. Bortolini, T. Jean, R. P. Julião. **Geohash Generalizado: uma metodologia para a implementação de funções de hash geradoras de geocódigos hierárquicos base32**. 2018