

UNIVERSIDADE REGIONAL DE BLUMENAU
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E NATURAIS
CURSO DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO – BACHARELADO

AG-TIME: SISTEMA PARA GERAÇÃO DE PLANTÃO DE
ENFERMAGEM EM UMA UNIDADE DE INTERNAÇÃO
BASEADO EM ALGORITMOS GENÉTICOS

ANDRÉ ALEX SESTARI

BLUMENAU
2017

ANDRÉ ALEX SESTARI

**AG-TIME: SISTEMA PARA GERAÇÃO DE PLANTÃO DE
ENFERMAGEM EM UMA UNIDADE DE INTERNAÇÃO
BASEADO EM ALGORITMOS GENÉTICOS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de graduação em Ciência da Computação do Centro de Ciências Exatas e Naturais da Universidade Regional de Blumenau como requisito parcial para a obtenção do grau de Bacharel em Ciência da Computação.

Prof. Daniel Theisges dos Santos, Mestre - Orientador

**BLUMENAU
2017**

**AG-TIME: SISTEMA PARA GERAÇÃO DE PLANTÃO DE
ENFERMAGEM EM UMA UNIDADE DE INTERNAÇÃO
BASEADO EM ALGORITMOS GENÉTICOS**

Por

ANDRÉ ALEX SESTARI

Trabalho de Conclusão de Curso aprovado
para obtenção dos créditos na disciplina de
Trabalho de Conclusão de Curso II pela banca
examinadora formada por:

Presidente: _____
Prof. Daniel Theisges dos Santos, Mestre – Orientador, FURB

Membro: _____
Prof(a). Andreza Sartori, Doutora – FURB

Membro: _____
Prof. Roberto Heinzle, Doutor – FURB

Blumenau, 30 de Junho de 2017

Dedico esse trabalho a minha família e amigos.

AGRADECIMENTOS

À minha família pelas lições valiosas e apoio.

Aos professores do curso de BCC, pelo conhecimento valioso que foi repassado.

Ao meu orientador Daniel Theisges dos Santos pela dedicação, tempo e interesse pelo assunto.

Lembrar que você vai morrer é a melhor maneira que eu conheço para evitar a armadilha de pensar que você tem algo a perder.

Steve Jobs

RESUMO

Nos hospitais, mais especificamente nas unidades de internação, é necessário gerar uma grade de horários de plantão com os profissionais que irão atender os pacientes. Essa tarefa é complexa, pois envolve uma série de restrições, como por exemplo, leis trabalhistas e a quantidade de horas necessárias de enfermagem para cada de tipo de paciente, de acordo com o Sistema de Classificação de Pacientes (SCP) e com o Conselho Federal de Enfermagem (COFEN). Por se tratar de uma atividade complexa, o uso de uma aplicação web para a resolução desse problema facilita e simplifica a elaboração da grade de horários. Dessa forma, este trabalho tem como objetivo desenvolver um sistema WEB utilizando os Algoritmos Genéticos para a geração da grade de horários. O sistema desenvolvido permite a parametrização da clientela da unidade de internação, de forma a ser possível calcular a quantidade necessária de profissionais diários para o plantão de enfermagem, com base na resolução nº 0527/2016 do COFEN. Outro ponto importante do sistema é a possibilidade da parametrização dos aspectos dos Algoritmos Genéticos, de modo a permitir uma análise mais ampla de qual configuração é mais eficiente para a geração da grade de horários. Como resultado, o processo de geração de escala de plantão se tornou mais ágil e eficaz.

Palavras-chave: Algoritmos genéticos. Grade horária. Enfermagem. Unidade de internação.

ABSTRACT

On hospitals, specially in the hospitalization units, it is necessary to generate a schedule to doctors and nurses work shift. This is a complex task because involves various restrictions as worker's laws and patient nursing hours that follows the Patient Classification System (SCP) and Nursing Federal Council (COFEN). Due its complexity this problem is simplified with web applications. This work has as main purpose develop a web application using genetic algorithms on schedule generation. The developed system allows the parameterization of the hospitalization unit patients, so that it is possible to calculate the required number of daily professionals for nursing duty, based on COFEN Resolution No. 0527/2016. Another interesting point is the possibility of parameterization of Genetic Algorithm's aspects, in order to allow a broader analysis of which configuration is more efficient when generating the schedules grid. As result, the work shift generation got more fast and simple.

Key-words: Nursing. Inpatient unit. Genetic algorithms. Timetable.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Genótipo e Fenótipo de um problema.....	23
Figura 2 - Comportamento da taxa de elitismo.....	27
Figura 3 -Etapas do Algoritmo Genético.....	28
Figura 4 - Tela de visualização de horários.....	29
Figura 5 - Tela do sistema para gerar a grade de horários.....	31
Figura 6 - Diagrama de Casos de Uso.....	34
Figura 7 - Fluxo de atividades do usuário no AG-TIME.....	35
Figura 8 - Modelo Entidade Relacionamento.....	36
Figura 9 - Diagrama de pacotes.....	38
Figura 10 - Diagrama de classes do pacote <code>rest</code>	39
Figura 11 - Diagrama de classes do pacote <code>ag</code>	40
Figura 12 - Diagrama de classes do pacote <code>fitness</code>	41
Figura 13 - Tela de cadastro de usuários.....	49
Figura 14 - Cadastro de profissionais.....	50
Figura 15-Parâmetros em relação a clientela e ao plantão de enfermagem.....	50
Figura 16 - Tela de geração do plantão de enfermagem.....	51
Figura 17 - Análise do processamento do AG.....	52
Figura 18 - Logs de processamento do AG.....	52
Figura 19 - Plantão de enfermagem gerado.....	53
Figura 20 - Teste com identificação de genes inconsistentes.....	55
Figura 21 - Teste sem a identificação de genes inconsistentes.....	55
Figura 22 - Teste do AG com 2% de taxa de elitismo.....	56
Figura 23 - Teste do AG com 20% de taxa de elitismo.....	57
Figura 24 - Evolução do AG com taxa de mutação a 20%.....	58
Figura 25 - Escala de enfermeiros no plantão noturno.....	58
Figura 26 - Escala de enfermeiros no plantão diurno.....	59
Figura 27 - Escala de horários gerada.....	60

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Classificação dos Pacientes	18
Quadro 2 - O SCP e as seguintes proporções mínimas.....	19
Quadro 3 - Cálculo do IST.....	19
Quadro 4 - Exemplo do cálculo de IST	19
Quadro 5 - Cálculo de quantidade de profissionais	22
Quadro 6 - Detalhamentos das entidades.....	37
Quadro 7 - Código para o cálculo de profissionais.....	42
Quadro 8 - Representação do indivíduo.....	43
Quadro 9 - Implementação do indivíduo	43
Quadro 10 - Validação da jornada de trabalho	44
Quadro 11 - Implementação da validação de quantitativo de profissionais	45
Quadro 12 - Implementação da validação de proporcionalidade de enfermeiros.....	45
Quadro 13 - Implementação da validação de turnos alocados.....	46
Quadro 14 - Implementação da geração de um indivíduo	46
Quadro 15 - Implementação do cruzamento	47
Quadro 16 - Implementação da mutação	48
Quadro 17 - Implementação do elitismo.....	48
Quadro 18 - Comparação com os trabalhos correlatos	60

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Testes da identificação do gene inconsistente	54
Tabela 2 - Resultado dos testes da taxa de elitismo	56
Tabela 3 - Resultado dos testes da taxa de mutação	57

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AG – Algoritmo Genético

COFEN – Conselho Federal de Enfermagem

COREN– Conselho Regional de Enfermagem

CHS – Carga Horária Semanal

DS – Dias da Semana

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

IST – Índice de Segurança Técnica

PCI – Paciente de Cuidados Intermediários

PCAD – Paciente de Cuidados de Alta dependência

PCSI – Paciente de Cuidados Semi-Intensivos

PCIT – Paciente de Cuidados Intensivos

PF - Período de Funcionamento

PMC – Paciente de Cuidados Mínimos

REST –Representational State Transfer

SCP - Sistema de Classificação de Pacientes

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	14
1.1 OBJETIVOS	14
1.2 ESTRUTURA DO TRABALHO	15
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	16
2.1 ELABORAÇÃO DO DIMENSIONAMENTO DO QUADRO DE ENFERMEIROS EM UMA UNIDADE DE INTERNAÇÃO.....	16
2.1.1 Cálculo do Índice de Segurança Técnica (IST).....	19
2.1.2 Escala de horários no formato 12x36	20
2.1.3 Cálculo de pessoal de enfermagem	20
2.2 ALGORITMOS GENÉTICO	22
2.2.1 Indivíduos e Representação Cromossômica.....	22
2.2.2 População	23
2.2.3 Avaliação de Aptidão (Fitness)	24
2.2.4 Seleção de Cromossomos	24
2.2.5 Cruzamento.....	25
2.2.6 Mutação	26
2.2.7 Elitismo	26
2.2.8 Processo Evolutivo e Critério de Parada	27
2.3 TRABALHOS CORRELATOS	28
2.3.1 Algoritmo Genético para Geração de Escala Horária Médica	28
2.3.2 Sistema Gerador de Grade de Horário de Professores usando Algoritmos Genéticos....	29
2.3.3 Aplicando Algoritmo Genético ao Problema de Definição de Escala de Trabalho do Corpo de Enfermagem de um Hospital Universitário	31
3 DESENVOLVIMENTO	33
3.1 REQUISITOS	33
3.2 ESPECIFICAÇÃO.....	33
3.2.1 Diagrama de caso de uso	33
3.2.2 Diagrama de atividades	35
3.2.3 Modelo Entidade de Relacionamento (MER)	36
3.2.4 Diagrama de classes	37
3.2.5 Pacote <code>rest</code>	38

3.2.6 Pacote ag.....	39
3.2.7 Pacote fitness.....	40
3.3 IMPLEMENTAÇÃO.....	41
3.3.1 Técnicas e ferramentas utilizadas.....	41
3.3.2 Operacionalidade da implementação.....	49
3.4 ANÁLISE DOS RESULTADOS	53
3.4.1 Identificação de genes inconsistentes.....	54
3.4.2 Taxa de elitismo	55
3.4.3 Taxa de mutação.....	57
3.4.4 Comparação com o plantão do Hospital Geral de Palmas Dr. Francisco Ayres	58
3.4.5 Comparação com os trabalhos correlatos	60
4 CONCLUSÕES	62
4.1 EXTENSÕES.....	63

1 INTRODUÇÃO

A população brasileira esta envelhecendo rapidamente, o grupo de idosos de 60 anos ou mais será maior que o grupo de crianças com até 14 anos já em 2030, e em 2055, a participação de idosos na população total será maior que a de crianças e jovens com até 29 anos (IBGE, 2013). O crescente aumento da população produz um impacto direto no serviço de saúde brasileiro, diferentemente do que ocorreu em países desenvolvidos em que o envelhecimento ocorreu de forma lenta, permitindo uma progressiva adaptação a nova realidade (PEREZ, 2008).

O hospital é considerado a mais complexa das organizações de saúde, devido a diversidade de tecnologias, profissionais, usuários e processos de trabalho. O setor de enfermagem como parte fundamental nas organizações de saúde, vem acompanhando a evolução nessa área. Porém um dos pontos mais impactantes e polêmicos quando se analisa uma estrutura de enfermagem, é o dimensionamento da escala de enfermagem, devido à sua complexidade e às variáveis envolvidas em seu cálculo (MATSUSHITA; ADAMI, 2005, p.9).

Segundo Poltosi (2007, p.13), a elaboração das escalas de trabalho “é uma tarefa realizada manualmente na maioria dos hospitais, consumindo muito tempo e nem sempre atendendo a legislação e normas vigentes”. O autor explica que as leis trabalhistas geram complexidades para a elaboração da escala de horários, a mais relevante é a jornada de trabalho e o período de descanso. Segundo o Conselho Regional de Enfermagem de Mato Grosso (2016) “A jornada de trabalho em escala de 12 horas de trabalho por 36 horas de descanso (12x36 horas) é bastante utilizada no setor de saúde e um costume na enfermagem”.

Sendo assim, para automatizar o processo e solucionar o problema de escala de horários, abordagens utilizando computação evolutiva têm sido aplicadas com sucesso (BORGES, 2003). Mais especificamente, os Algoritmos Genéticos vêm obtendo resultados satisfatórios na resolução de problemas que possuem um elevado número de recursos que devem ser combinados, alocados e submetidos a determinadas restrições (LOBO, 2005).

Diante desse contexto, esse trabalho propõe o desenvolvimento de um sistema web para a geração da grade de horários de um plantão de enfermagem, com a utilização de algoritmos genéticos. De modo que o estudo do desenvolvimento do sistema possa ser aplicado em outras áreas que também façam a utilização da escala de trabalho 12x36.

1.1 OBJETIVOS

Esse trabalho visa desenvolver um sistema para a geração da escala de horários de um plantão de enfermagem.

Os objetivos específicos são:

- a) disponibilizar uma interface que permita configurar características e técnicas dos Algoritmos Genéticos empregados no trabalho proposto;
- b) disponibilizar uma interface que permita informar o corpo de enfermagem e a grade de horários gerada;
- c) permitir analisar quais técnicas e configurações do Algoritmo Genético obtiveram o resultado mais eficiente para o trabalho proposto.

1.2 ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho está dividido em quatro capítulos, no primeiro é feita a introdução e dado os objetivos do trabalho. O segundo capítulo apresenta a fundamentação teórica, onde é abordado conceitos para a elaboração da escala de plantão de enfermagem, também é apresentado conceitos teóricos sobre Algoritmos Genéticos. No terceiro capítulo é demonstrada a especificação do aplicativo e detalhado seu desenvolvimento. No quarto e último capítulo são descritos as conclusões e resultados obtidos e por fim proposto algumas extensões.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Na seção 2.1 são apresentados conceitos da área de enfermagem e a importância da escala de trabalho de enfermeiros, com conceitos e cálculos para a elaboração do quadro de enfermagem com base na resolução Conselho Federal de Enfermagem (COFEN) N° 0527/2016. Na seção 2.2 é abordado o conceito do Algoritmo Genético e a sua aplicabilidade em problemas de otimização, além das etapas que compõe o método. Por fim, na seção 2.3 é apresentado os trabalhos corretados em relação a esse trabalho proposto.

2.1 ELABORAÇÃO DO DIMENSIONAMENTO DO QUADRO DE ENFERMEIROS EM UMA UNIDADE DE INTERNAÇÃO

Segundo Rocha e Almeida (2000, p.97), “a Enfermagem é uma das profissões da área da saúde cuja essência e especificidade é o cuidado ao ser humano, individualmente, na família ou na comunidade.”. Já segundo Horta (1979, p.29) “enfermagem é a ciência e a arte de assistir o ser humano nas suas necessidades básicas, de torná-lo independente desta assistência através da educação; de recuperar, manter e promover sua saúde.”. Dessa forma a enfermagem presta o seu serviço com base no cuidado, conforto, acolhimento e bem-estar dos pacientes, ou até mesmo coordenando outros setores para a prestação da assistência ao paciente (ROCHA; ALMEIDA, 2000).

As atividades dos profissionais de enfermagem (auxiliar, técnico e enfermeiro) estão definidas no Decreto N° 94.406/87(BRASIL, 1986a), que regulamenta a Lei N° 7.498/86(BRASIL, 1986c), que descreve o exercício profissional da enfermagem. Com base na referida lei e segundo o COREN-MT (2016)as principais atividades de cada tipo de profissional são classificadas da seguinte forma:

- a) cabe ao enfermeiro:
 - a direção do serviço de enfermagem,
 - as atividades de gestão como planejamento da assistência de enfermagem,
 - a prescrição da assistência de enfermagem,
 - a consulta de enfermagem,
 - os cuidados diretos a pacientes com risco de morte,
 - a prescrição de medicamentos,
 - todos os cuidados de maior complexidade técnica;
- b) cabe ao técnico de enfermagem assistir o enfermeiro no planejamento das atividades:

- no planejamento, programação, orientação e supervisão das atividades de assistência de enfermagem,
 - na prestação de cuidados diretos de enfermagem a pacientes em estado grave,
 - na prevenção e controle das doenças transmissíveis em geral em programas de vigilância epidemiológica,
 - na prevenção e no controle sistemático da infecção hospitalar,
 - na prevenção e controle sistemático de danos físicos que possam ser causados a pacientes durante a assistência de saúde;
- c) cabe ao auxiliar de enfermagem:
- preparar o paciente para consultas, exames e tratamentos,
 - observar, reconhecer e descrever sinais e sintomas, ao nível de sua qualificação,
 - executar tratamentos especificamente prescritos, ou de rotina, além de outras atividades de enfermagem.

Por meio da Lei 5.905 (BRASIL, 1973b), foi criado o Conselho Federal de Enfermagem (CONFEN) e os seus respectivos Conselhos Regionais (COREN). Filiados ao Conselho Internacional de Enfermeiro em Genebra, o CONFEN é responsável por normalizar e fiscalizar o exercício da profissão de enfermeiros, técnicos e auxiliares de enfermagem, zelando pela qualidade dos serviços prestados e pelo cumprimento da Lei do Exercício Profissional da Enfermagem (COFEN, 2017). Em relação a elaboração da escala mensal e diária de enfermagem, segundo Souza et al. (2011, p.139) “é competência da enfermeira que, como gerente, articula e integra o processo de dimensionamento e distribuição de pessoal de enfermagem.”.

Para a elaboração da escala de horários, deve-se levar em consideração vários aspectos como: o número de funcionários, cargas horárias, licenças médicas, turnos, limitações e produtividade dos funcionários, relação entre os funcionários escalados, grau de dependência dos pacientes e a complexidade da cíclica ou hospital. Todos esses itens têm com o objetivo de fornecer uma assistência de qualidade aos pacientes (SOUZA et al., 2011).

Sobre a importância da adequada elaboração do dimensionamento do quadro de enfermeiros, segundo o COREN-GO (2012):

a segurança do paciente e do profissional de enfermagem, somente é alcançada, se observado o dimensionamento adequado da quantidade de profissionais nas instituições de saúde públicas e privadas, para realizarem os procedimentos de assistência de acordo com a gravidade e complexidade do quadro clínico, condição que trará mais dignidade aos profissionais de enfermagem e diminuição de doenças ocupacionais por sobrecarga de trabalho. (COREN-GO, 2016, p.1).

A definição dos parâmetros para o dimensionamento do quadro de profissionais de enfermagem é descrita na resolução N° 0527/2016 do COFEN (2016), que determina o quantitativo mínimo dos diferentes níveis de formação dos profissionais de Enfermagem. Para isso, segundo o Artigo 2° da resolução, o quadro de profissionais deverá basear-se em características relativas sobre a instituição/empresa, ao serviço de enfermagem e a clientela.

Em relação a clientela, a característica mais relevante é o SCP (Sistema de classificação de pacientes), método de classificação do paciente de acordo com o seu grau de dependência em relação a assistência de enfermagem (PERROCA; VIGNA, 2007). O SCP utiliza um mecanismo de pontuação, baseando-se em uma lista de indicadores, no qual ao final da avaliação de cada indicador é retornado à pontuação do paciente (PERROCA; GAIDZINSKI, 1998). No quadro 1 é possível verificar possíveis categorias para o paciente conforme a pontuação obtida.

Quadro 1 - Classificação dos Pacientes

Categorias	Pontuação
Cuidados Mínimos	13 a 26 pontos
Cuidados Intermediários	27 a 39 pontos
Cuidados Semi-Intensivos	40 a 52 pontos
Cuidados Intensivos	53 a 65 pontos

Fonte: Perroca e Gaidzinski (1998).

Dessa forma, conforme artigo 4° da resolução N° 0527/2016 do COFEN, para efeito de cálculo de horas mínimas de enfermagem por leito, em 24 horas, deve-se considerar:

- a) 4 horas de enfermagem por paciente no cuidado mínimo;
- b) 6 horas de enfermagem por paciente no cuidado intermediário;
- c) 10 horas de enfermagem por paciente no cuidado de alta dependência;
- d) 10 horas de enfermagem por paciente no cuidado semi-intensivo;
- e) 18 horas de enfermagem por paciente no cuidado intensivo.

Outro ponto a ser levado em consideração na elaboração do dimensionamento é a distribuição percentual dos tipos de profissionais de enfermagem. No qual, para cada tipo de paciente classificado no SCP, deve haver uma porcentagem mínima de enfermeiros na equipe, o restante da equipe pode ser composto por auxiliares e técnicos de enfermagem. A distribuição de profissionais deve levar em consideração o grupo de pacientes classificados pelo SCP, que apresentar a maior carga de trabalho (COFEN, 2016). No quadro 2 é possível analisar a proporção mínima necessária para cada tipo de SCP.

Quadro 2 - O SCP e as seguintes proporções mínimas

SCP	Proporção mínima
Para cuidado mínimo e intermediário	33% são enfermeiros (mínimo de seis) e os demais auxiliares e/ ou técnicos de enfermagem
Para cuidado de alta dependência	36% são enfermeiros e os demais técnicos e/ou auxiliares de enfermagem
Para cuidado semi-intensivo	42% são enfermeiros e os demais técnicos de enfermagem
Para cuidado intensivo	52% são enfermeiros e os demais técnicos de enfermagem

Fonte: Conselho Federal de Enfermagem (2016).

2.1.1 Cálculo do Índice de Segurança Técnica (IST)

Segundo Rogenski e Fugulin (2007, p.2) o IST “refere-se a um acréscimo percentual no quantitativo de pessoal de enfermagem, por categoria profissional, para a cobertura de todos esses tipos de ausências”. Sendo assim, segundo Souza et al. (2011, p.139), “algumas situações adversas como faltas não previstas, sobrecarga de trabalho e atividades não planejadas dificultam o trabalho da enfermagem, gerando baixa produtividade, qualidade de assistência prejudicada e alterações na saúde dos trabalhadores.”.

O cálculo de IST leva em consideração a Taxa de Ausências Planejadas (TAP) com um valor padrão de 8,3%, e a Taxa de Absenteísmo (TA) com um valor padrão de 6,7%. No quadro 3 é possível observar o cálculo do IST.

Quadro 3 - Cálculo do IST

$$\text{IST} = \left(1 + \frac{\text{TAP}\%}{100}\right) \times \left(1 + \frac{\text{TA}\%}{100}\right)$$

Fonte: Conselho Federal de Enfermagem (2016).

No quadro 4 é possível observar um exemplo de aplicação do cálculo de IST, com um TAP de 8,3% e TA de 6,7%.

Quadro 4 - Exemplo do cálculo de IST

$$\begin{aligned} \text{IST} &= \left(1 + \frac{8,3}{100}\right) \times \left(1 + \frac{6,7}{100}\right) \\ \text{IST} &= (1+0,83) \times (1 + 0,67) \\ \text{IST} &= 1,083 \times 1,067 \\ \text{IST} &= 1,15 \end{aligned}$$

Fonte: Conselho Federal de Enfermagem (2016).

Sendo assim, em relação a elaboração do quadro de enfermagem, o IST é utilizado no cálculo de quantidade de profissionais, de forma a gerar uma sobra de profissionais caso ocorra alguma ausência não planejada.

2.1.2 Escala de horários no formato 12x36

O regime de escala de horário no formato 12x36 consiste em trabalhar 12 horas e folgar 36 horas. Dessa forma, o profissional trabalha 48 horas na primeira semana e 36 horas na segunda, e assim sucessivamente. Sendo assim, mensalmente o trabalhador faz um média de 168 horas de trabalho (ALVES, 2013). A escala 12x36 também é bastante utilizada no setor de saúde e um costume na enfermagem. A mesma também é muito debatida nos tribunais de justiça do trabalho, que a cada dia vem reiterando o entendimento pela legalidade da jornada (COREN-GO, 2016).

Em relação aos termos jurídicos da escala, segundo a Súmula nº 444 do Tribunal Superior do Trabalho (2012):

é válida, em caráter excepcional, a jornada de doze horas de trabalho por trinta e seis de descanso, prevista em lei ou ajustada exclusivamente mediante acordo coletivo de trabalho ou convenção coletiva de trabalho, assegurada a remuneração em dobro dos feriados trabalhados. O empregado não tem direito ao pagamento de adicional referente ao labor prestado na décima primeira e décima segunda horas. (BRASIL, 2012d, p.1).

Sobre o impacto da jornada para os profissionais de enfermagem, a jornada de 12x36 acaba sendo mais benéfica pelo fato de ter uma carga trabalho menor do às 44 horas semanais com jornada diária de 8 horas. Sendo assim, há uma redução considerável de horas trabalhadas no final do mês, não havendo, portanto que se falar em jornada prejudicial ao trabalhador (COREN-GO, 2016).

2.1.3 Cálculo de pessoal de enfermagem

O cálculo da quantidade adequada de pessoal de enfermagem para suprir toda a demanda de trabalho é de suma importância, visto a quantidade insuficiente de enfermeiros leva os mesmos a desenvolver varias funções, e ter que atender várias unidades. O que acaba dificultando os vínculos mais consistentes com os pacientes, e também com o grupo de trabalho das unidades de internação. Sendo assim, a quantidade adequada de enfermeiros possibilita o desenvolvimento de um trabalho mais articulado e integrado, resultado em uma assistência de melhor qualidade (NICOLA; ANSELMINI, 2005).

Com base no Anexo I da resolução N° 0527/2016 do COFEN é possível verificar o cálculo para determinar a quantidade de profissionais de enfermagem necessários, o mesmo leva em consideração os seguintes parâmetros:

- a) PF (período de funcionamento) podendo ser no máximo 24 horas;
- b) DS (dias da semana) podendo ser no máximo 7;
- c) CHS (carga horária semanal) podendo assumir os valores de 20h, 24h, 30h, 36h, 40h;
- d) IST (índice de segurança técnica) que representa o percentual a ser acrescentado ao quantitativo de profissionais, para assegurar a cobertura de férias e ausências não previstas;
- e) PMC (paciente de cuidados mínimos) quantidade de pacientes estáveis sob o ponto de vista clínico e de enfermagem e autos suficiente quando ao atendimento das necessidades humanas básicas;
- f) PCI (paciente de cuidados intermediários) quantidade de pacientes estáveis sob o ponto de vista clínico e de enfermagem, com parcial dependência dos profissionais de enfermagem para o atendimento das necessidades humanas básicas;
- g) PCAD (paciente de cuidados de alta dependência) quantidade de pacientes crônicos, incluindo o de cuidado paliativo, estável sob o ponto de vista clínico, porém com total dependência das ações de enfermagem para o atendimento das necessidades humanas básicas;
- h) PCSI (paciente de cuidados semi-intensivos) quantidade de pacientes passíveis de instabilidade das funções vitais, recuperável, sem risco iminente de morte, requerendo assistência de enfermagem e médica permanente e especializada;
- i) PCIT (paciente de cuidados intensivos) quantidade de pacientes grave e recuperável, com risco iminente de morte, sujeito à instabilidade das funções vitais, requerendo assistência de enfermagem e médica permanente e especializada;
- j) IST (índice de acidente de trabalho) conforme descrito na sessão 2.1.1 é a sobra de profissionais para cobrir eventuais ausências no quadro de enfermagem.

No quadro 5 é possível observar a fórmula do cálculo, onde o mesmo retorna o Quantitativo de Pessoal (QP) de uma Unidade de Internação (UI).

Quadro 5 - Cálculo de quantidade de profissionais

$$QP_{(UI)} = \left\{ \left[\frac{(PCM)}{6} + \frac{(PCI)}{4} + \frac{(PCAD)}{2,4} + \frac{(PCSI)}{2,4} + \frac{(PCIt)}{1,33} \right] \times [(PF \times DS)] / CHS \right\} \times IST$$

Fonte: Conselho Federal de Enfermagem (2016).

Com base nas sessões apresentadas, é possível verificar que a geração do plantão de enfermagem é complexa. Dessa forma uma solução para automatizar o processo de geração de escala de horários, é a utilização da computação evolutiva que vem sendo aplicada com sucesso para tais problemas (BORGES, 2003). Mais especificamente, os Algoritmos Genéticos vêm obtendo resultados satisfatórios na resolução de problemas que possuem um elevado número de recursos que devem ser combinados, alocados e submetidos a determinadas restrições (LOBO, 2005).

2.2 ALGORITMOS GENÉTICO

Segundo Tanamaru (1995, p.3) “os Algoritmos Genéticos (AG) são métodos computacionais de busca baseados nos mecanismos de evolução natural e na genética.”. Dessa forma o AG podem ser aplicado em diversas áreas de desenvolvimento, como o setor de petróleo e gás, no sentido de analisar dados irregulares referentes a inversão sísmica. Ou até mesmo na área da saúde, no sentido de elaborar uma escala de horários dos médicos plantonistas (CESAR, 2010?).

Em AG, uma população de possíveis soluções para o problema em questão evolui de acordo com operadores probabilísticos concebidos a partir de metáforas biológicas, de modo que existe uma tendência de que, na média, os indivíduos representem soluções cada vez melhores a medida que o processo evolutivo continua (GOLDBERG, 1989). Já segundo Lucas (2002, p.5) “basicamente o que um algoritmo genético faz é criar uma população de possíveis respostas para o problema a ser tratado, para depois submetê-la ao processo de evolução”.

2.2.1 Indivíduos e Representação Cromossômica

Segundo Lucas (2002, p.8), “os indivíduos são a unidade fundamental de um algoritmo genético: eles codificam possíveis soluções para o problema a ser tratado, e é através de sua manipulação (pelo processo de evolução) que respostas são encontradas.”. É comum utilizar os termos de genoma e mesmo cromossomo como um sinônimo para o indivíduo. Essa definição sugere que um indivíduo se resume ao conjunto de genes que possui (seu genótipo). Porém, apresenta o problema de apesar de toda representação por parte do algoritmo ser

baseada única e exclusivamente em seu genótipo, toda avaliação é baseada em seu fenótipo (conjunto de características observáveis no objeto resultante do processo de decodificação dos genes) (LUCAS, 2002).

Segundo Tanamaru (1995, p.4), “na maior parte dos AG’s assume-se que cada indivíduo seja constituído de um único cromossomo, razão pela qual é comum utilizar termos indivíduo e cromossomo indistintamente em trabalho científicos e livros-textos.“. Como é possível observar na figura 1, no problema do caixeiro viajante, cada posição visitada pelo algoritmo corresponde a um Gene, e o conjunto de genes formam o Genótipo.

Figura 1 - Genótipo e Fenótipo de um problema

Genótipo	Fenótipo	Problema
0010101001110101	10869	otimização numérica
CGDEHABF	comece pela cidade C, depois passe pelas cidades G, D, E, H, A, B e termine em F	caixeiro viajante
$C_1R_4C_2R_6C_4R_1$	se condição 1 (C_1) execute regra 4 (R_4), se (C_2) execute (R_6), se (C_4) execute (R_1)	regras de aprendizado para agentes

Fonte: Lucas (2002, p. 8).

2.2.2 População

Em relação a geração da população do AG segundo Lucas (2002, p. 9) “ao propagar características desejáveis a gerações sub sequentes (cruzamento) enquanto novas são testadas marginalmente (mutação), um AG manipula a frequência com que determinadas sequencias de genes apareçam nas populações sobre as quais atua”. Sendo assim, o primeiro passo de um Algoritmo Genético típico é a geração de uma população inicial de indivíduos, que é formada por um conjunto aleatório de cromossomos que representam possíveis soluções do problema a ser resolvido(LACERDA; CARVALHO, 1999).

Toda população possui um número de geração, que diz respeito ao número de vezes pelas quais a população passou pelo processo de seleção, reprodução, mutação e atualização. Outra característica é a elite, que é composta pelos indivíduos mais adaptados da população, ou seja, os que possuem o maior *fitness*. Uma técnica comumente usada em AG’s é a de elitismo, onde os melhores indivíduos são sempre mantidos a cada geração (LUCAS, 2002).

Um ponto importante em relação ao tamanho da população observado por Guimarães e Ramalho (2001, p.3):

o tamanho da população determina o número de cromossomos na população, afetando diretamente o desempenho global e a eficiência dos AG’s. Com uma população pequena o desempenho pode cair, pois, deste modo, a população fornece uma pequena cobertura do espaço de busca do problema. Uma grande população geralmente fornece uma cobertura representativa do domínio do problema, além de

prevenir convergências prematuras para soluções locais ao invés de globais. No entanto, para se trabalhar com grandes populações, são necessários maiores recursos computacionais, ou que o algoritmo trabalhe por um período de tempo muito maior (GUIMARÃES; RAMALHO, 2001, p.3).

2.2.3 Avaliação de Aptidão (Fitness)

Segundo Guimarães e Ramalho (2001, p.4), “deve ser determinada a função de avaliação mais apropriada para o problema, assim como a função de aptidão que utilizará o AG para resolvê-lo.”. Sendo assim este é o componente mais importante de qualquer algoritmo genético. É através desta função que se mede quão próximo um indivíduo está da solução desejada ou quão boa é esta solução. A avaliação é feita através de uma função que melhor representa o problema e tem, por objetivo, fornecer uma medida de aptidão ou *fitness* de cada indivíduo na população corrente. Portanto a função de avaliação é, desse modo, específica para cada problema (LOBO, 2005).

Em relação a complexidade para calcular a aptidão dos indivíduos com exatidão, segundo Lucas (2002, p.12):

em muitos casos, calcular com exatidão completa o grau de adaptação dos indivíduos pode ser uma tarefa complexa, e se levarmos em conta que esta operação é massivamente repetida ao longo do processo de evolução, seu custo pode ser consideravelmente alto. Em tais situações é comum o uso de funções não determinísticas, que não avaliam a totalidade das características do indivíduo, operando apenas sobre uma amostragem destas. (LUCAS, 2002, p.12).

2.2.4 Seleção de Cromossomos

Segundo Lacerda e Carvalho (1999, p.92) “inspirado no processo de seleção natural de seres vivos, o Algoritmo Genético seleciona os melhores cromossomos da população inicial para gerar cromossomos filhos através dos operadores de *crossover* e mutação.”. Já segundo Lucas (2002, p.12) “é no estágio de seleção que os indivíduos são escolhidos para posterior cruzamento. Neste ponto, fazendo uso do grau de adequação de cada um, é efetuado um sorteio onde os mais aptos possuem maior probabilidade de se reproduzirem”. Sendo assim segundo mesmo autor existem várias formas para efetuar a seleção, entre elas as principais são:

- a) seleção por ranking: os indivíduos da população são ordenados de acordo com seu valor de *fitness* e então sua probabilidade de escolha é atribuída conforme a posição que ocupam;
- b) seleção por giro de roleta: se calcula-se o somatório da adequação da população, após é sorteado um valor de zero até o valor do somatório de *fitness* da população. Após isso é selecionado um indivíduo que corresponda á faixa do somatório que o

indivíduo se localiza;

- c) seleção por torneio: grupos de soluções são escolhidos aleatoriamente e sucessivamente, as mais adaptadas dentro de cada um destes selecionadas.

2.2.5 Cruzamento

Segundo Guimarães e Ramalho (2001, p.5) “A ideia central do cruzamento é a propagação das características dos indivíduos mais aptos da população por meio de troca de informações entre os mesmos o que dará origem a novos indivíduos.”. Lobo (2005) tem um conceito de cruzamento semelhante.

este operador é utilizado após a seleção do indivíduo. Esta fase é marcada pela troca de segmentos entre "casais" de cromossomos, selecionados para dar origem a novos indivíduos, que formarão a população da próxima geração. Esta mistura é feita tentando imitar a reprodução de genes em células. Trechos das características de um indivíduo são trocados pelo trecho equivalente do outro. O resultado desta operação é um indivíduo que, potencialmente, combine as melhores características dos indivíduos usados como base. (LOBO, 2005, p.25).

Segundo o mesmo autor, as três formas mais comuns de reprodução em algoritmos genéticos são o cruzamento em um ponto, o cruzamento em dois pontos e o cruzamento uniforme, que serão detalhados a seguir.

- a) cruzamento em um ponto: seleciona-se aleatoriamente um ponto de corte do cromossomo e, a partir desse ponto, se realiza a troca de material cromossômico entre os dois indivíduos. Sendo aplicado esse cruzamento, os pais trocam suas caldas, gerando dois filhos; caso contrário, os dois filhos serão cópias exatas dos pais;
- b) cruzamento em dois pontos: com dois pontos de cruzamento, procede-se de maneira similar ao cruzamento de um ponto. Um dos descendentes fica com a parte central de um dos pais e as partes extremas do outro pai e vice-versa;
- c) cruzamento uniforme: o cruzamento uniforme é significativamente diferente dos outros dois cruzamentos apresentados anteriormente. Primeiramente é criada uma máscara de cruzamento de forma aleatória; posteriormente, cada gene do descendente é criado, copiando-se o gene correspondente de um dos pais, que é escolhido de acordo com a máscara de cruzamento, de modo que, se um certo bit da máscara de cruzamento for 1, o gene correspondente será copiado do primeiro pai; se um certo bit da máscara de cruzamento for 0, será copiado do segundo pai.

Outra forma de parametrização é a taxa de cruzamento, no qual consiste em determinar a probabilidade que o cruzamento ocorrerá. De modo que quanto maior for esta taxa, mais

rapidamente novas estruturas são geradas na população, porém, se a taxa for muito alta a maior parte da população será substituída e pode ocorrer perda de indivíduos de alta aptidão. Com um valor baixo, o algoritmo tende a tornar mais lento (GUIMARÃES; RAMALHO, 2001).

2.2.6 Mutação

Segundo Lobo (2005, p.26) “Mutação pode ser definida como uma mudança na sequência de pares de base de um gene”. Complemento esse conceito, segundo Lucas (2002, p.16) “A importância deste operador reside no fato de que uma vez bem escolhido seu modo de atuar garante que diversas alternativas serão exploradas, mantendo assim um nível mínimo de abrangência na busca”. Dessa forma segundo o mesmo autor os principais tipos de mutação são:

- a) mutação *flip*: cada gene a ser mutado recebe um valor do alfabeto válido;
- b) mutação por troca: são sorteados n pares de genes, e os elementos do par trocam de valor entre si;
- c) mutação *creep*: um valor aleatório é somado ou subtraído do valor do gene.

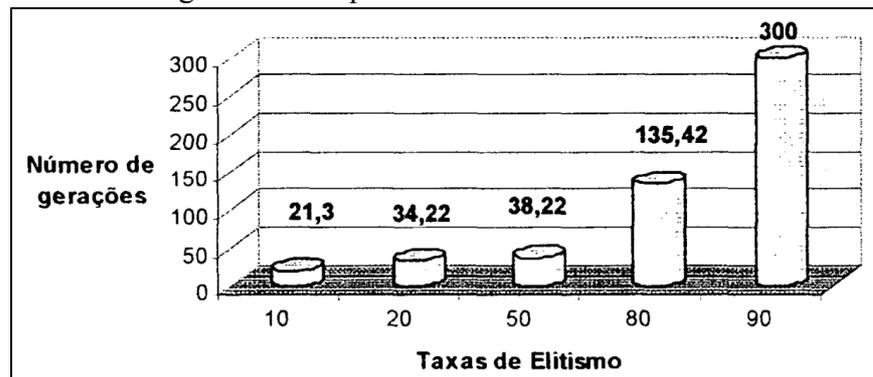
Outro ponto relevante da mutação é a da taxa de mutação, no qual consiste em determinar a probabilidade em que uma mutação ocorrerá. Uma baixa taxa de mutação previne que determinar posição fique estagnada em um valor, possibilitando que se alcance qualquer ponto do espaço de busca. Por outro lado, uma taxa muito alta, a busca se torna mais aleatória, além de aumentar a possibilidade de que uma boa solução seja destruída (GUIMARÃES; RAMALHO, 2001).

2.2.7 Elitismo

Nos Algoritmos Genéticos existe o processo conhecido por seleção salvacionista ou elitismo, no qual consiste em manter os indivíduos de maior aptidão da geração atual, nas gerações posteriores. De forma que esses indivíduos mantidos as próximas gerações não passam pelo processo de mutação, porém podem gerar filhos no processo de cruzamento (BORGES, 2003).

É possível configurar uma taxa de elitismo, no qual presente a porcentagem de indivíduos com maior aptidão que devem ser mantidos na próxima geração. Na figura 2 é possível observar como a alteração da taxa de elitismo influencia na quantidade gerações do AG.

Figura 2 - Comportamento da taxa de elitismo



Fonte: Borges (2003, p.69).

Conforme a figura 2, quanto maior é a taxa de elitismo, maior é a quantidade de gerações necessárias, segundo Borges (2003):

Isto ocorre, porque em várias gerações os mesmos indivíduos aparecerem na população, prejudicando o ciclo evolutivo em termos de diversidade. Nos casos onde a taxa elitista é muito alta acontece o fenômeno conhecido na literatura como convergência prematura. (BORGES, 2003, p.69).

2.2.8 Processo Evolutivo e Critério de Parada

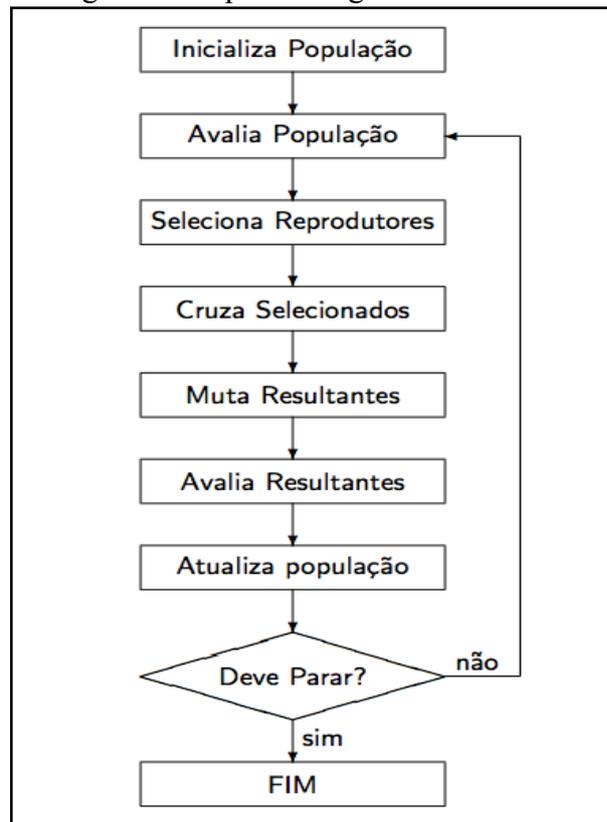
Com base nas seções descritas anteriormente, é possível definir os Algoritmos Genéticos nas seguintes etapas:

- iniciação da população: onde é criado um conjunto de indivíduos de forma aleatória;
- avaliação: é atribuído um valor de *fitness* ao indivíduo, quanto maior esse valor, maior a possibilidade do mesmo sobreviver e gerar filhos no processo evolutivo;
- seleção: é feito a seleção dos indivíduos para a reprodução com base no *fitness* do mesmo;
- cruzamento: é feito uma recombinação dos genes dos indivíduos selecionados na etapa anterior, gerando novos indivíduos;
- mutação: alterado determinado genes do indivíduos resultantes da etapa anterior, de forma a deixar a população mais diversa;
- atualização: os indivíduos são atualizados, pode ser usado o elitismo nesse processo.

O critério de parada é composto por um teste que pode finalizar o processo evolutivo. Dessa forma pode existir vários critérios de parada, desde o que verifica se o AG chegou a um ponto específico, ou algum que verificar a quantidade máxima de gerações (LUCAS, 2002, p.17).

Na figura 3 é possível observar o fluxo de etapas de um AG.

Figura 3 -Etapas do Algoritmo Genético



Fonte: Lucas (2002).

2.3 TRABALHOS CORRELATOS

Nessa seção são apresentados trabalhos com características semelhantes aos principais objetivos do estudo proposto. Os três trabalhos utilizam algoritmos genéticos para a geração de suas escalas de horários. O primeiro trabalho foi desenvolvido por Beppler (2009) onde é gerado uma escala de horários médicos. O segundo trabalho desenvolvido por Correia (2013), onde aborda sobre a geração de uma escala de horários de professores. Por último o trabalho desenvolvido por Camilo e Stelle (2008), onde descreve sobre a geração da escala de horários de um corpo de enfermagem.

2.3.1 Algoritmo Genético para Geração de Escala Horária Médica

Beppler (2009) apresenta o desenvolvimento de um sistema para gerar escalas de horários de plantões médicos em um Estabelecimento Assistencial de Saúde (EAS) através de um algoritmo genético. Além disso, o sistema permite gerar a escala de sobreaviso baseando-se na escala de plantão médico gerada anteriormente.

No desenvolvimento do algoritmo genético, inicialmente foi utilizado o cruzamento por um ponto de corte, porém o mesmo dificultou a equiparação das cargas horárias dos médicos, ou seja, levava-se muito tempo para o algoritmo encontrar uma grade que esteja de

acordo com a restrição da carga horária. Para solucionar esse problema o autor utilizou o cruzamento uniforme, pois a possibilidade de obtenção de grades com carga horária nula para determinados médicos é bem menor (BEPPLER, 2009).

Algumas técnicas também foram testadas na etapa de mutação do algoritmo genético. A mutação por inversão não obteve bons resultados, visto que a técnica escolhia aleatoriamente outros médicos para substituírem os escalados para o dia em questão. Por este motivo, optou-se por utilizar a mutação por permutação, no qual efetuando a troca genética entre dois genes, as cargas horárias permanecem as mesmas, mudando apenas a data que o médico será escalado (BEPPLER, 2009).

Segundo Beppler (2009, p.56) “apesar de o sistema ainda não ter sido testado em seu ambiente real de aplicação, os testes de funcionalidade feitos podem garantir que o objetivo geral foi alcançado”. Para isso o autor realizou testes de funcionalidade, onde foi gerado a escala dos plantões por setor, de forma que não foram geradas janelas entre horários nem combinações de horários inexistentes. Em relação a geração de escala dos sobreavisos por especialidade, o sistema atendeu as restrições impostas de sobreaviso, ou seja, nenhum médico escalado para o sobreaviso tem choque de horário com o plantão e nenhum médico tem mais de 200 horas geradas para o sobreaviso (BEPPLER, 2009). Na Figura 4 é possível observar a tela de visualização de horários.

Figura 4 - Tela de visualização de horários

Fonte: Beppler (2009, p. 41).

2.3.2 Sistema Gerador de Grade de Horário de Professores usando Algoritmos Genéticos

Correia(2013)apresenta o desenvolvimento de um sistema para gerar a grade horária dos professores de uma instituição de ensino através de um algoritmo genético,

disponibilizando uma interface que permite a disponibilidade e preferências dos professores. A interface do sistema foi desenvolvida em Java Web utilizando linguagem *Java Server Faces 2.0* (JSF). Para a persistência dos dados, o *framework* Hibernate foi adotado sobre o banco de dados MySQL.

Antes da execução do algoritmo genético, o autor faz algumas validações para verificar se é possível chegar a uma solução válida para a geração da grade de horários. A primeira validação é a verificação da somatória das cargas horárias das disciplinas que serão usadas na geração da grade horária, que devem ser no mínimo, iguais a carga horária declarada pela disponibilidade dos professores. A segunda validação consiste em verificar se ao menos algum professor tenha disponibilidade para lecionar determinada fase de uma grade curricular, ou seja, caso não exista nenhum professor disponível, não é possível chegar a uma solução válida para a geração da grade de horários (CORREIA, 2013).

Sobre a configuração do sistema o mesmo possui parâmetros para alterar a forma em que o algoritmo genético é executado, como por exemplo, a definição do percentual de mutação do algoritmo a população máxima e a quantidade de gerações que a população irá passar. Em relação a criação da população do Algoritmo Genético, segundo Correia (2013):

é necessário fazer uma combinação dos horários disponíveis dos professores de acordo com a matriz curricular. No modelo adotado, não é permitido criar indivíduos alocando professores em horários em indisponibilidade, sendo assim cada indivíduo pode ser usado como uma solução (CORREIA, 2013, p.52).

Os objetivos propostos nesse trabalho foram atingidos e o fato do autor fazer validações antes da execução do AG ajudou a identificar soluções impossíveis. Porém, uma dificuldade que não foi solucionada, é a identificação que o indivíduo já tenha um grau de aptidão suficiente, dessa forma não seria mais necessário continuar passando com vários indivíduos por várias gerações. Na figura 5, é possível observar a tela do sistema utilizada para a geração da grade de horários.

Figura 5 - Tela do sistema para gerar a grade de horários

The screenshot shows the R.C. system interface. The top left features the R.C. logo and the days of the week: DOM | SEG | TER | QUA | QUI | SEX | SAB. A sidebar on the left contains navigation links: Principal, Gerar grade, Cadastros (Disciplina, Curso, Professor, Titulo Professor, Turma, Centro de Ensino, Período Letivo, Turno, Grade Curricular, Horario, Disponibilidade de Professor), and Consultas (Grade Horária). The main content area is titled 'Selecionar um professor' and includes a dropdown menu currently showing 'Professor Everaldo', a search button 'Buscar títulos do professor', and an 'Incluir' button. Below this is a table with a red header bar indicating '(1 of 1)' items and a page size of '10'. The table has columns for ID, Professor, Disciplina, Curso, and Excluir. Two rows are displayed, both for Professor Everaldo. The first row has ID 13, Disciplina 'Engenharia de Software', and Curso 'Ciência da Computação'. The second row has ID 15, Disciplina 'Processo de Software 1', and Curso 'Ciência da Computação'. Both rows have an 'Excluir' button in the Excluir column.

ID	Professor	Disciplina	Curso	Excluir
13	Everaldo	Engenharia de Software	Ciência da Computação	Excluir
15	Everaldo	Processo de Software 1	Ciência da Computação	Excluir

Fonte: Correia (2013, p. 56).

2.3.3 Aplicando Algoritmo Genético ao Problema de Definição de Escala de Trabalho do Corpo de Enfermagem de um Hospital Universitário

Camilo e Stelle (2008) apresentam o desenvolvimento de uma ferramenta computacional baseada em algoritmos genéticos para a elaboração de escalas de serviços semanais para os profissionais de enfermagem do Hospital Universitário de Dourados no Mato Grosso do Sul. Até então, esta atividade era executada manualmente e mensalmente, onde vem a justificativa para facilitar este trabalho.

Para elaborar a escala de trabalho do corpo de enfermagem os dias são divididos em três turnos de trabalho (manhã, tarde e noite), as noites são divididas em noites pares e noites ímpares, de forma a restringir que um profissional que trabalhou em um turno de noite par, trabalhe em um turno de noite impar. As restrições que o algoritmo genético deve respeitar nesse trabalho são divididas em dois grupos, as restrições de natureza obrigatória ou não, restrições obrigatórias nunca podem ser violadas, já as não obrigatórias podem, porém, o AG deve minimizar a ocorrência da mesma. A seguir é descrito as restrições definidas por (CAMILO; STELLE, 2008):

- a) é preciso respeitar o número mínimo de profissionais necessários para um bom funcionamento do setor/turno, garantindo também que um número máximo de funcionários por setor/turno não seja ultrapassado (Requisito Obrigatório (RO));
- b) verificar a indisponibilidade do profissional em trabalhar em determinado setor/turno, a mesa pode ocorrer devido a fatores como preferências, férias, licença maternidade, entre outras (RO);

- c) garantir que o profissional seja escalonado para trabalhar em apenas um turno por dia (RO);
- d) tentar atender ao máximo as preferências dos funcionários, podendo estas serem em relação ao setor/turno de trabalho, de contato com outros profissionais, etc (Requisito Não Obrigatório (RNO));
- e) escalonar os profissional de modo que o número de funcionários em um setor/turno fique próximo da média entre o mínimo e o máximo de profissionais permitidos naquele setor/turno (RNO).

Em relação ao desenvolvimento do algoritmo de cruzamento do AG, foi utilizado o cruzamento de ponto único, onde os indivíduos são separados por um ponto de corte determinado de forma aleatória. Na parte de seleção do AG, o autor utilizou a seleção por roleta onde cada individuo ocupa um espaço em uma roleta, de forma que o tamanho desse espaço é proporcional ao a sua aptidão.

Segundo Camilo e Stelle (2008, p.8), “Com base nos resultados, pode-se concluir que a aplicação do AG básico para solucionar o problema de escalonamento dos profissionais de enfermagem do HU-Dourados não de mostrou tão eficaz quanto o esperado”. O número de profissionais nesse cenário é pequeno, ou seja, como não havia muita diversidade na população, o algoritmo genético acabou gerando respostas ineficazes. No segundo cenário com mais profissionais, o AG retornou melhores resultados devido a sua maior diversidade.

3 DESENVOLVIMENTO

As seções a seguir descrevem os requisitos, a especificação, a implementação e a operacionalidade do trabalho, abordando as ferramentas, tecnologias e etapas utilizadas no desenvolvimento do projeto. Ao fim, é demonstrado os resultados obtidos com este trabalho.

3.1 REQUISITOS

Em relação aos requisitos do sistema, o sistema deve:

- a) permitir o cadastro de usuários (Requisito Funcional (RF));
- b) permitir o cadastro do corpo de enfermagem de um estabelecimento de saúde (RF);
- c) permitir o cadastro da preferência de turno de horário dos profissionais (RF);
- d) disponibilizar uma tela para a visualização das etapas do AG (RF);
- e) disponibilizar uma tela para a visualização da escala de horários dos profissionais (RF);
- f) permitir parametrizar aspectos do Algoritmo Genético (Requisito Não Funcional (RNF));
- g) utilizar a linguagem de programação Java para o processamento do Algoritmo Genético (RNF);
- h) utilizar a biblioteca Hibernate para fazer a persistências dos dados no processamento do Algoritmo Genético (RNF);
- i) utilizar o padrão de comunicação Web Service entre a aplicação web e o sistema de processamento do Algoritmo Genético (RNF);
- j) desenvolver um sistema web utilizando a linguagem PHP e JavaScript para o cadastro e visualização de dados (RNF);
- k) utilizar as IDE's IntelliJ e PhpStorm para o desenvolvimento do sistema (RNF).

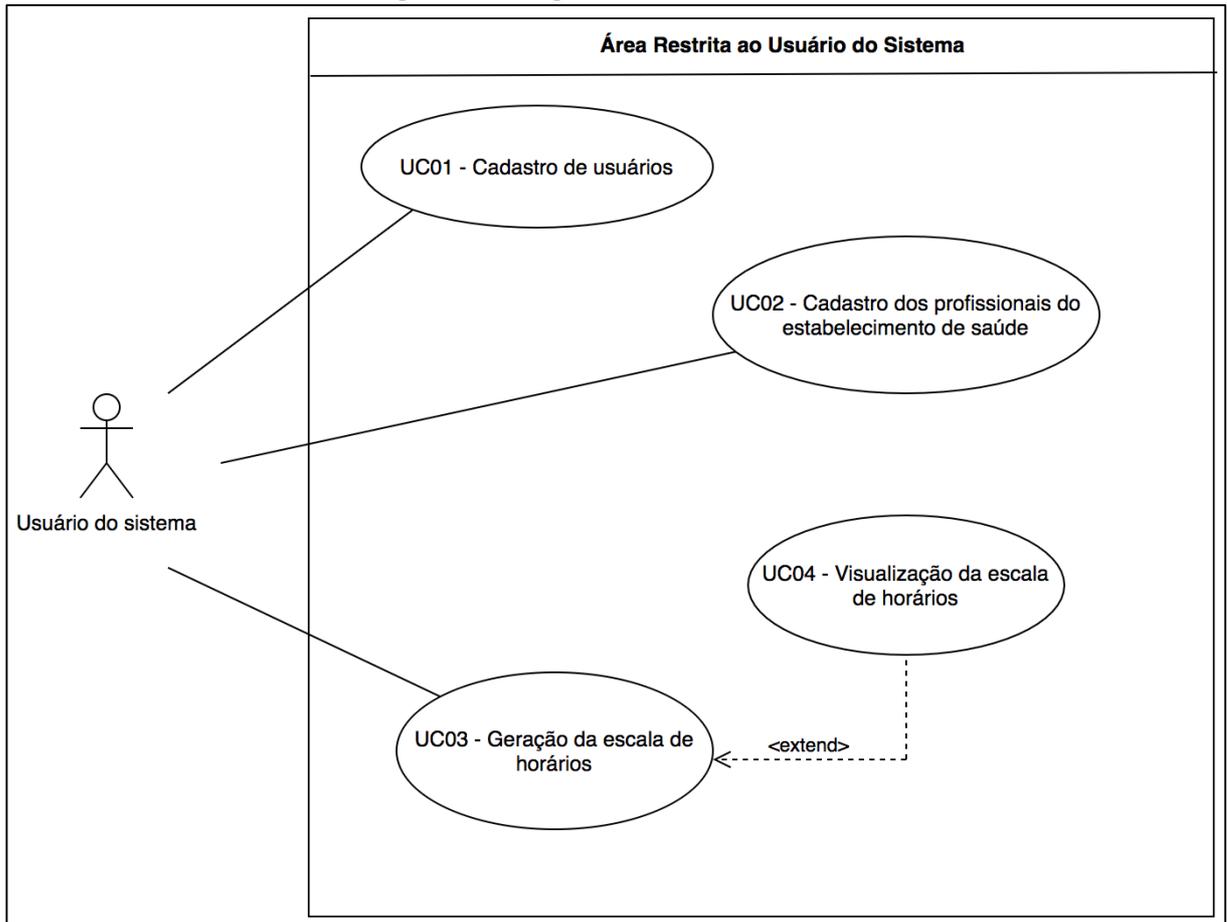
3.2 ESPECIFICAÇÃO

Para especificação dos diagramas de casos de uso do trabalho, foi utilizada a ferramenta draw.io. Já para a especificação do MER, foi utilizado o MySQL Workbench. Por fim, para a geração do diagrama de classes foi utilizado a IDE IntelliJ.

3.2.1 Diagrama de caso de uso

Na figura 6 é possível observar o diagrama de casos de uso do AG-TIME e as ações que o usuário possui. Tais ações são necessárias para a geração da grade horária.

Figura 6 - Diagrama de Casos de Uso



Fonte: próprio autor.

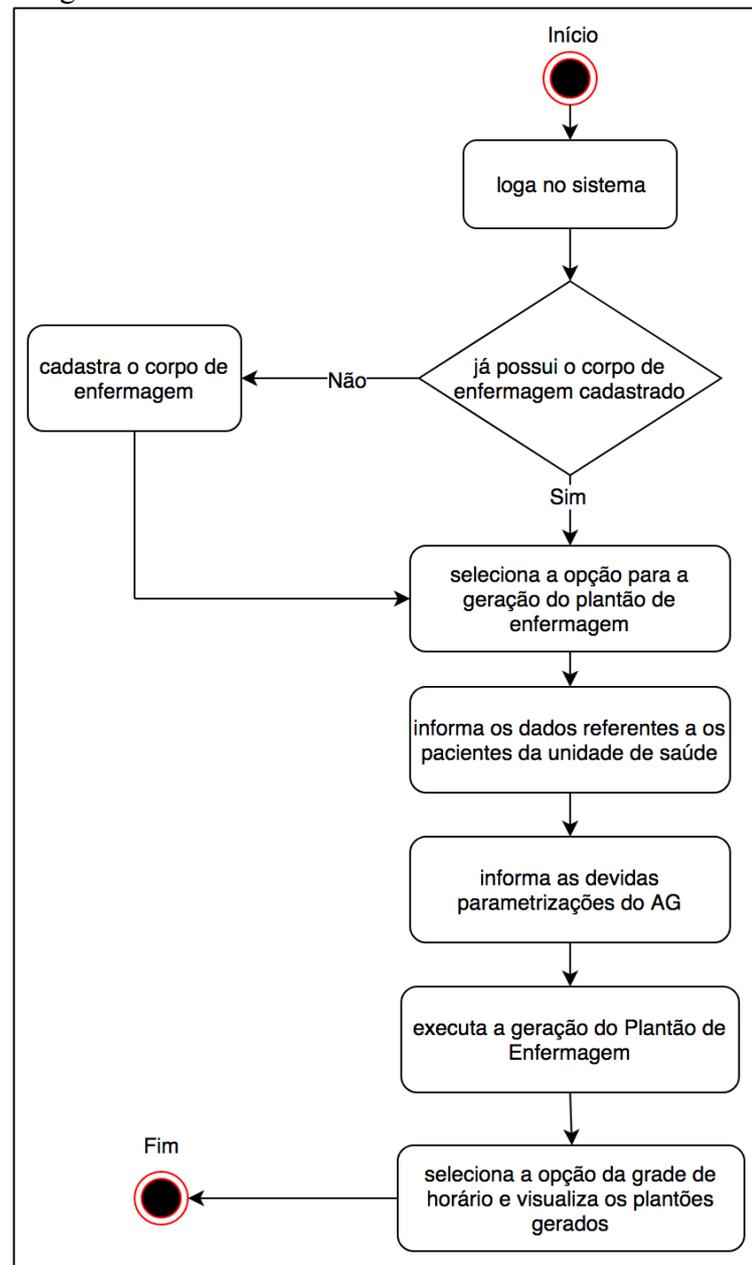
Como pode ser observado na figura 6, o AG-TIME tem 4 casos de usos, cujas características são:

- a) UC01 - Cadastro de usuário: nesse caso de uso é realizado o cadastro dos usuários que terão acesso ao sistema;
- b) UC02 - Cadastro dos profissionais do estabelecimento de saúde: é realizado o cadastro dos profissionais de saúde, sendo informado o nome, tipo de profissional e preferência de turno;
- c) UC03 - Geração da escala de horários: é gerado a escala de horários, nessa atividade o usuário deve informar data de início e fim da escala. Também é necessário informa a quantidade de pacientes e as devidas parametrizações do Algoritmo Genético;
- d) UC04 - Visualização da escala de horários: nesse caso de uso o usuário visualiza o calendário com as escalas de plantão, correspondente a cada horário e dia do mês e ano.

3.2.2 Diagrama de atividades

Para o melhor entendimento do fluxo de uso do AG-TIME, na figura 7 é apresentado o fluxo de atividades do usuário.

Figura 7 - Fluxo de atividades do usuário no AG-TIME



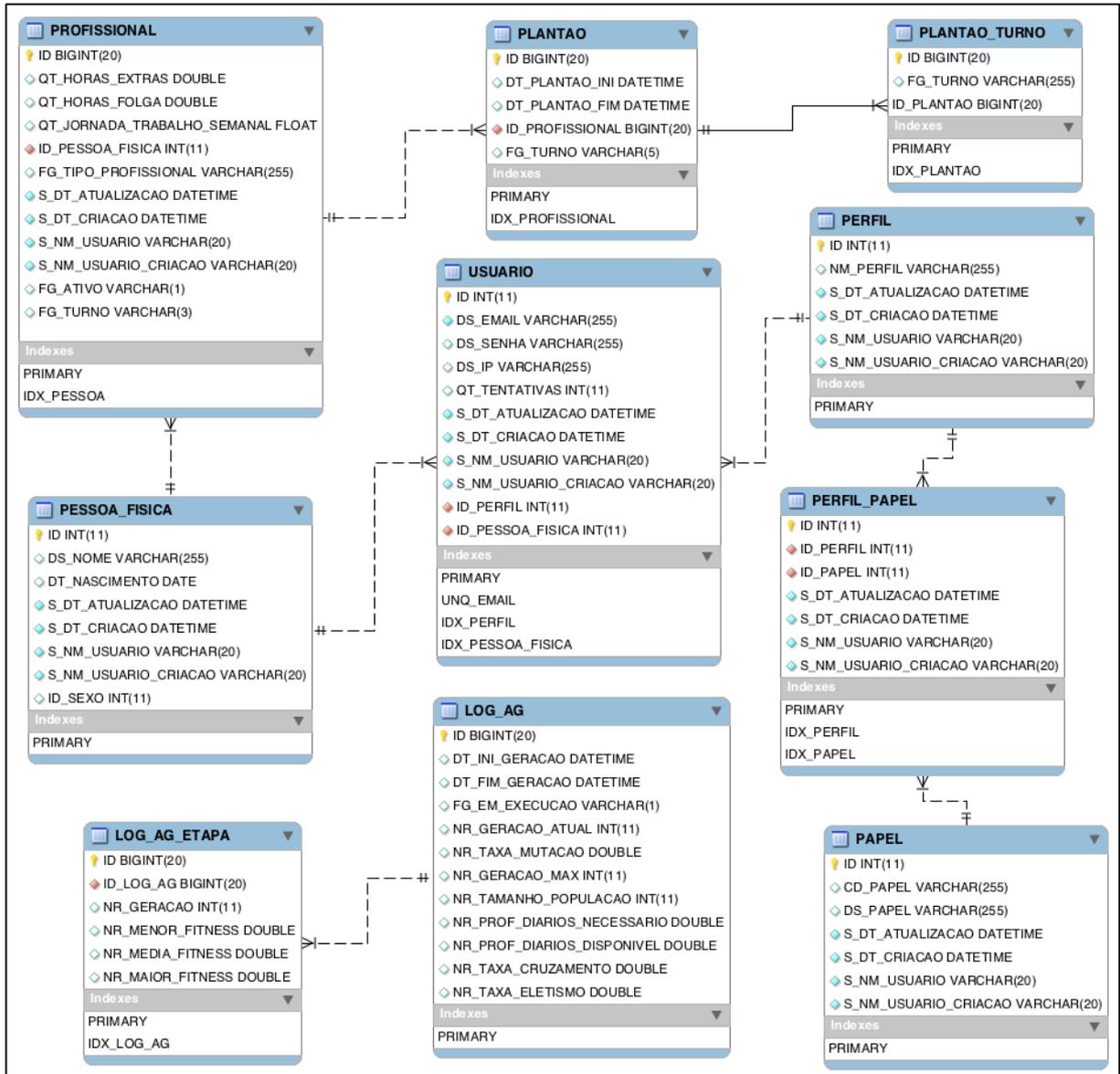
Fonte: próprio autor.

Conforme exibido na figura 7, o primeiro passo do usuário é logar no sistema. Após isso, caso o corpo de enfermagem da unidade de saúde não esteja cadastrado é realizado o cadastro do mesmo. O próximo passo é acessar o menu para a geração do plano, onde o usuário deve informar os dados referentes a clientela da unidade de saúde e a parametrização do AG. Após isso basta executar a geração do plantão e acompanhar a evolução do AG. Ao finalizar o AG, basta acessar o menu da grade horária e observar os plantões gerados.

3.2.3 Modelo Entidade de Relacionamento (MER)

Em relação ao banco de dados do AG-TIME, foi utilizado o modelo de banco de dados relacional para fazer as devidas persistências dos dados da aplicação web e também dos resultados do processamento do Algoritmo Genético. Na figura 8 é possível observar o MER do AG-TIME.

Figura 8 - Modelo Entidade Relacionamento



Fonte: próprio autor.

Ao observar a figura 8, é possível notar alguns campos que são repetidos em algumas tabelas, tais campos são preenchidos automaticamente pelo AG-TIME, o conteúdo da informação é descrito a seguir:

- S_DT_ATUALIZACAO**: é informado a data e hora que o registro foi alterado;
- S_DT_CRIACAO**: é informado a data e hora que o registro foi criado;

- c) S_NM_USUARIO_CRIACAO: é informado o nome do usuário que criou o registro;
- d) S_NM_USUARIO: é informado o nome do usuário que alterou o registro;

No quadro 6 é possível ver mais detalhadamente a função de cada tabela.

Quadro 6 - Detalhamentos das entidades

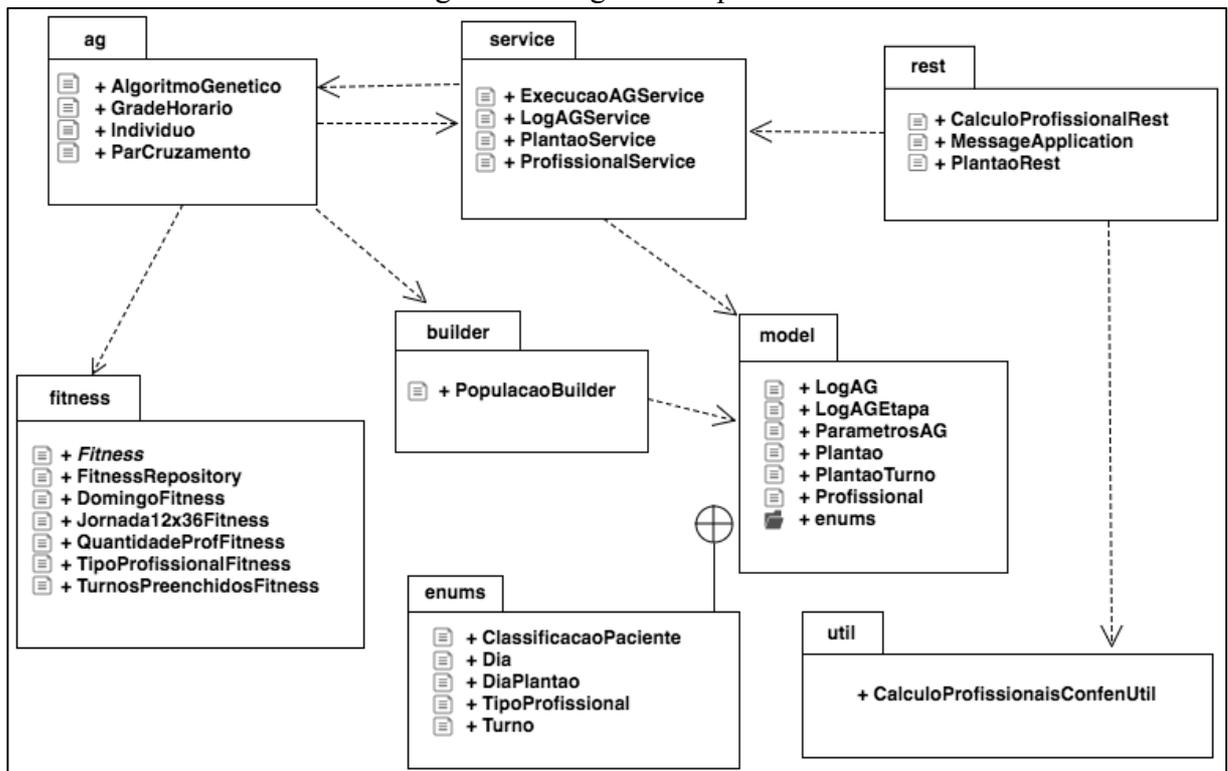
ENTIDADE	DESCRIÇÃO
PROFISSIONAL	Armazena os profissionais do estabelecimento de saúde.
PLANTAO	Cada registro representa os dados de um plantão do profissional
PLANTAO_TURNO	Armazena os turnos correspondentes a um plantão.
USUARIO	Armazena os dados dos usuários do AG-TIME.
PESSOA_FISICA	Armazena os dados referentes a pessoa física, tais informações são vinculadas na tabela de usuários e de profissionais.
PERFIL	Armazena o perfil que será utilizado na entidade de usuários.
PERFIL_PAPEL	Armazena o conjunto de papéis que determinado perfil terá acesso.
PAPEL	Representa um conjunto de acessos que determinado perfil poderá ter. No AG-TIME existem 2 papéis, o ADM que tem acesso a todas funcionalidades do AG-TIME e o Visualização, no qual permite somente as visualização da grade de horários.
LOG_AG	Armazena a geração da escala de horários, e também a parametrização do AG utilizada.
LOG_AG_ETAPA	Armazena cada geração do AG, com as informações do maior, menor e média de <i>fitness</i> dos indivíduos.

Fonte: próprio autor.

3.2.4 Diagrama de classes

Nesta seção é apresentado as classes e estruturas que forma a aplicação do Algoritmo Genético. Para facilitar o entendimento da estrutura da aplicação, na figura 9 são apresentados os pacotes da aplicação, assim como suas classes e dependências.

Figura 9 - Diagrama de pacotes



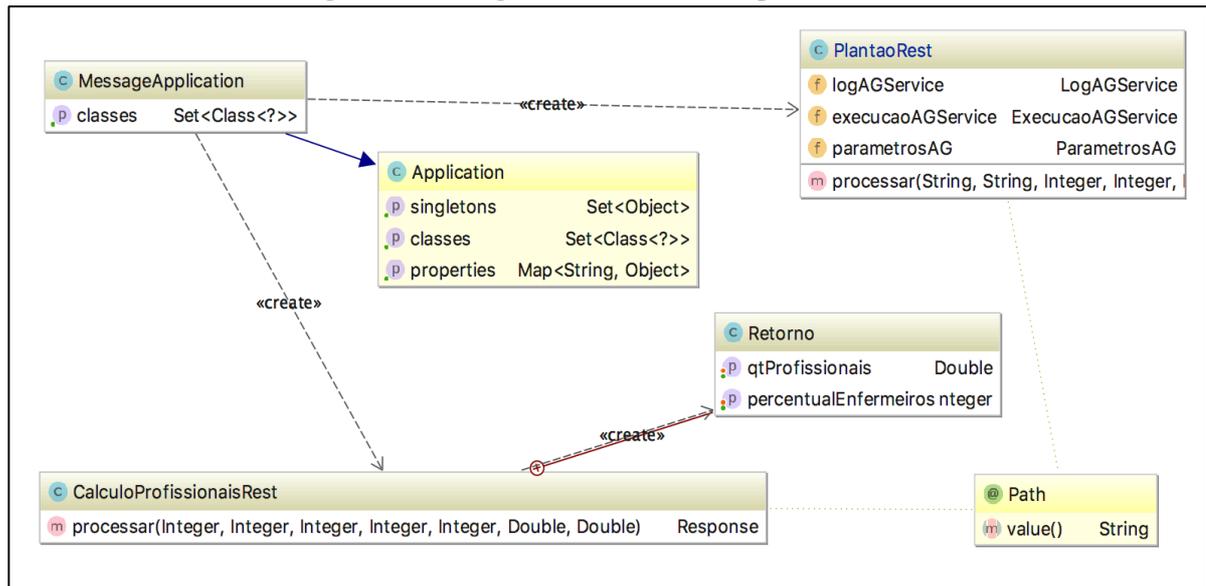
Fonte: próprio autor.

Como é possível observar na figura 9, os pacotes `service` e `model`, são utilizados no sentido de persistência e consulta de dados da base, por meio da biblioteca Hibernate.

3.2.5 Pacote `rest`

O primeiro pacote é o `rest`, no qual é responsável pela comunicação da aplicação do AG com a aplicação web. Na figura 10 é possível observar o diagrama de classes desse pacote.

Figura 10 - Diagrama de classes do pacote rest



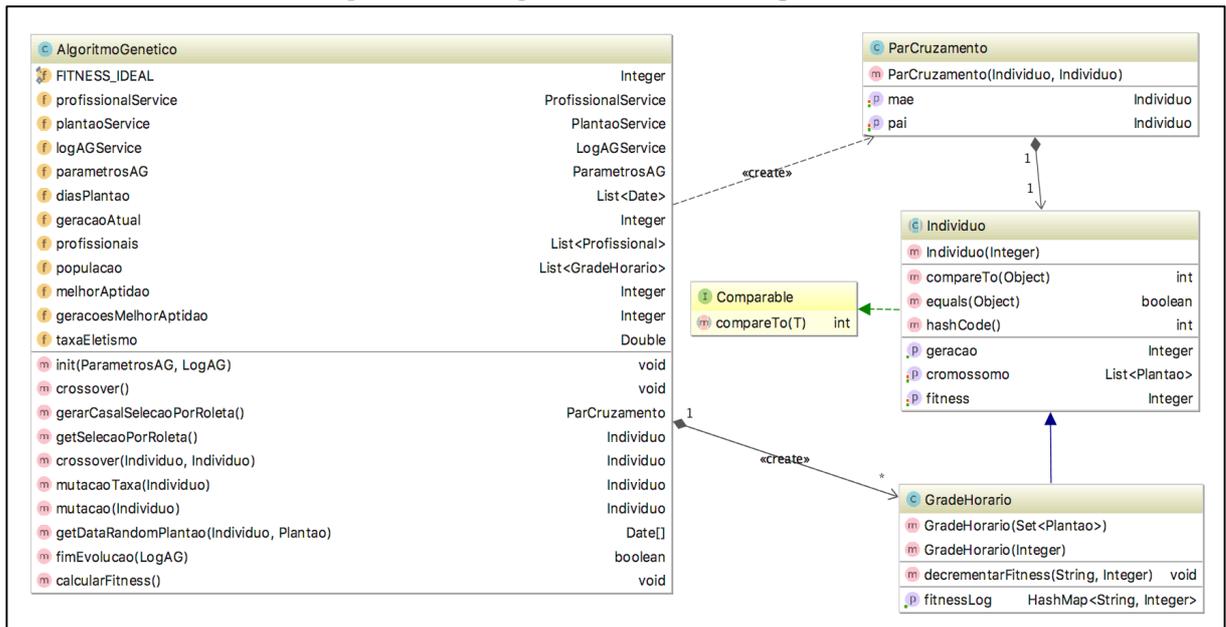
Fonte: próprio autor.

A classe `PlantaoRest` é responsável por receber a requisição para a execução do algoritmo genético. Já a classe `CalculoProfissionaisRest` é responsável por calcular a quantidade de enfermeiros necessários por dia, com base no cálculo do COFEN. Para isso, a classe utiliza a classe `CalculoProfissionaisConfenUtil` localizada no pacote `util`, conforme apresentado no diagrama de pacotes da figura 10. Por fim, a classe `MessageApplication` torna os rest disponíveis na aplicação com o uso da biblioteca `RestEasy`.

3.2.6 Pacote `ag`

O pacote `ag` é o responsável pelos algoritmos referentes ao AG. O mesmo é executado por meio de uma `Thread` na classe `ExecucaoAGService`, localizada no pacote `service`. Na figura 11 é possível observar a diagrama de classes do pacote `ag`.

Figura 11 - Diagrama de classes do pacote ag

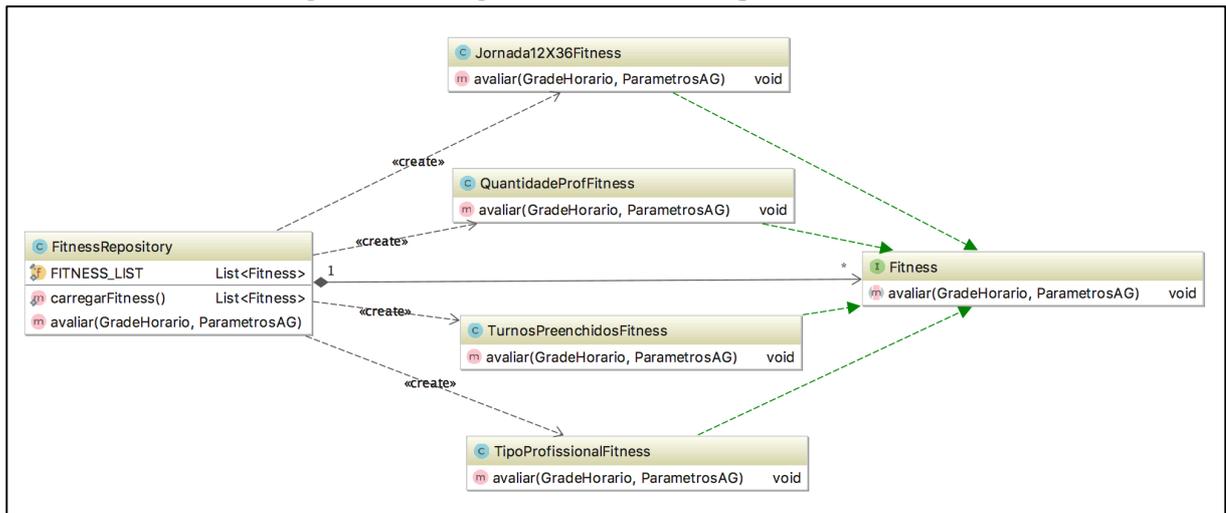


Fonte: próprio autor.

Como é possível observar na figura 11, a classe `AlgoritmoGenetico` é a responsável por toda a lógica em relação ao AG. A classe `GradeHorario` é a representação do `Indivíduo` em AG, por esse motivo ela herda a classe `Indivíduo`. Ao observar o `Indivíduo`, é possível notar que o mesmo tem uma de lista de cromossomos que é representado pela classe `Plantao`, que está localizada no pacote `model`. A classe `ParCruzamento` é uma classe auxiliar da classe `AlgoritmoGenetico`, que tem como papel popular os dois indivíduos selecionados na etapa de seleção do AG. Por fim, classe `PopulacaoBuilder` localizada no pacote `builder` é chamada unicamente pela classe `AlgoritmoGenetico`, no sentido de gerar populações aleatórias para o processamento do AG.

3.2.7 Pacote `fitness`

O pacote `fitness` é o responsável pelo cálculo de aptidão dos indivíduos no AG, o mesmo é chamado somente pela classe `AlgoritmoGenetico`, que está localizado no pacote `ag`. Na figura 12 é possível observar o diagrama de classe deste pacote `fitness`.

Figura 12 - Diagrama de classes do pacote *fitness*

Fonte: próprio autor.

Como pode ser observado na figura 12, a classe `FitnessRepository` possui todas as classes relacionadas ao cálculo do *fitness*, tais classes tem a implementação da interface `Fitness`. A seguir é detalhado a papel de cada classe:

- `QuantidadeProfFitness`: verifica a quantidade de profissionais alocados por dia, é compatível com a quantidade estabelecida pelo CONFEN;
- `Jornada12x36Fitness`: verifica se o profissional possui um descanso de no mínimo 36 horas após a sua última jornada de trabalho;
- `TipoProfissionalFitness`: verifica se a porcentagem de profissionais do tipo enfermeiros é compatível com a estabelecida pelo CONFEN;
- `TurnosPreenchidosFitness`: verifica se todos os turnos de todos os dias do período de plantão estão alocados para ao menos um profissional.

3.3 IMPLEMENTAÇÃO

Nessa sessão é apresentado as técnicas e ferramentas utilizados para o desenvolvimento da aplicação proposta. Também é apresentado a operacionalidade do AG-TIME e trechos de código fonte para um melhor entendimento.

3.3.1 Técnicas e ferramentas utilizadas

Para o desenvolvimento do Algoritmo Genético, foi utilizado Java na versão 8 e o ambiente de desenvolvimento utilizado foi o IntelliJ IDEA. Já para o desenvolvimento da aplicação web, foi utilizado PHP na versão 5.6 e para o ambiente de desenvolvimento foi utilizado o PhpStorm. Sendo assim o AG-TIME possui 2 sistemas, 1 web para fazer a operacionalidade com o usuário e um outro sistema responsável pela geração do AG. Para

fazer a comunicação entre os 2 sistemas, foi utilizado chamadas REST. A biblioteca Java RestEasy foi utilizada na aplicação do servidor, já na aplicação web foi utilizado uma biblioteca na linguagem Java Script denominada jQuery.

3.3.1.1 Definição da quantidade de horas necessárias por dia de enfermagem

Antes de iniciar a execução do Algoritmo Genético para a geração do plantão de enfermagem, é necessário definir a quantidade mínima de profissionais por dia. Conforme descrito na sessão 2.1, o cálculo da quantidade de profissionais é definido pelo CONFEN, no quadro 7 é possível observar o código fonte da implementação do mesmo.

Quadro 7 - Código para o cálculo de profissionais

01	<code>public static Double getQtProfissionais(HashMap<ClassificacaoPaciente, Integer> qtPacientes, Double ist, Double cargaHorariaSemanal) {</code>
02	<code>final Double horas = qtPacientes.entrySet() .stream() .mapToDouble(entry -> entry.getValue() / entry.getKey() .getHorasPorDiaProporcional()).sum();</code>
03	<code>final Double carga = ((HORAS_FUNCIONAMENTO*DIAS_SEMANA_FUNCIONAMENTO) / cargaHorariaSemanal);</code>
04	<code>return Math.ceil((horas * carga) * ist);</code>
05	<code>}</code>

Fonte: próprio autor.

Como é possível observar no quadro 7, o método `getQtProfissionais` é responsável pelo cálculo da quantidade de profissionais necessários, como parâmetro ele recebe um `Map` com a classificação e quantidade dos pacientes. Também são passados o IST e a média da carga horária semanal de trabalho dos profissionais.

3.3.1.2 Definição do Indivíduo

A definição do indivíduo mostra a forma que o problema é modelado e é com base nele que é desenvolvida a lógica do AG. Sendo assim, para a geração de plantão de enfermagem o indivíduo foi definido com sendo uma grade de horários. Os genes da grade de horários são formados por plantões, onde cada plantão tem uma data e horário e um profissional. No quadro 8 é possível observar a classe abstrata que representa o indivíduo na aplicação.

Quadro 8 - Representação do indivíduo

```

01 public abstract class Indivíduo<GENE> implements Comparable {
02     private Integer fitness = 0;
03     private Integer geracao;
04
05     abstract public List<GENE> getCromossomo();
06
07     abstract public void setCromossomo(List<GENE> cromossomo);
08
09     public Indivíduo(Integer geracao) {
10         this.geracao = geracao;
11     }

```

Fonte: próprio autor.

No quadro 9 é possível observar a implementação da classe `Indivíduo`.

Quadro 9 - Implementação do indivíduo

```

01 public class GradeHorario extends Indivíduo<Plantao> {
02     private List<Plantao> cromossomos = new ArrayList();
03     private HashMap<String, Integer> fitnessLog = new HashMap<>();
04
05     public GradeHorario(Set<Plantao> plantaoSet) {
06         super(1);
07         setCromossomo(new ArrayList(plantaoSet));
08     }
09
10     @Override
11     public List<Plantao> getCromossomo() {
12         return cromossomos;
13     }
14
15     @Override
16     public void setCromossomo(List<Plantao> cromossomos) {
17         this.cromossomos = cromossomos;
18     }

```

Fonte: próprio autor.

3.3.1.3 Fitness do Indivíduo

Para o cálculo do *fitness* dos indivíduos foram desenvolvidas 4 validações, onde cada uma pode decrementar a pontuação do *fitness* de cada indivíduo. Dessa forma, antes de cada indivíduo passar pelas devidas validações de *fitness*, o mesmo recebe a pontuação ideal, que é de 10.000 pontos. Sendo assim, caso o indivíduo não tenha nenhuma inconsistência, ele vai manter a pontuação máxima estabelecida pela aplicação.

A primeira validação é em relação a jornada de trabalho com a escala de 12 horas trabalhadas e 36 horas de descanso. No quadro 10 é possível observar o código fonte de tal validação.

Quadro 10 - Validação da jornada de trabalho

```

01 for (Map.Entry<Profissional, List<Plantao>> entry :
    profissionais.entrySet()) {
02     final List<Plantao> plantoes = entry.getValue();
03     Plantao plantaoAtual = null;
04
05     for (DiaPlantao diaPlantao : parametrosAG.getDias()) {
06         final List<Plantao> plantoesDia = plantoes.stream()
            .filter(p ->
    p.getDataInicioClean().equals(diaPlantao.getData()) ||
    p.getDataFimClean().equals(diaPlantao.getData()))
            .collect(Collectors.toList());
07
08         if (plantoesDia.isEmpty()) {
09             continue;
10         }
11         if (plantoesDia.size() > 1) {
12             plantoesDia.get(1).inconsistente = true;
13             pontosDecrementar += 18;
14             continue;
15         }
16         final Plantao plantaoEncontrado = plantoesDia.get(0);
17
18         if (plantaoAtual != null &&!plantaoAtual.equals(plantaoEncontrado)) {
19             final Long diffHoras = ChronoUnit.HOURS.between(
    plantaoAtual.getDataFim().toInstant(),
    plantaoEncontrado.getDataInicio().toInstant());
20
21             if (diffHoras.intValue() < 36) {
22                 plantaoEncontrado.inconsistente = true;
23                 pontosDecrementar += (36 - diffHoras.intValue()) / 2;
24             }
25             plantaoAtual = plantaoEncontrado;
26         }
27     }
28 }

```

Fonte: próprio autor.

Analisando o quadro 10, é possível verificar que o *fitness* decrementado nessa validação é proporcional ao tempo de descanso. Dessa forma se o descanso entre duas jornadas é de 30 horas, será decrementado 3 pontos. Por outro lado, se o descanso for menor, de 10 horas, será decrementado 13 pontos. Essa proporcionalidade ajuda a definir melhor quais são os indivíduos mais aptos. Outro ponto que pode ser verificado no código, é a variável *inconsistente* presente nas linhas 12 e 22. A mesma auxilia a identificar um gene que está causando alguma inconsistência no indivíduo, essa questão será explicada mais a fundo na sessão 3.3.1.6 que descreve sobre a mutação.

A segunda validação é em relação a quantidade mínima de profissionais alocados por dia. Os pontos do *fitness* nessa validação são decrementados de forma proporcional a quantidade que falta de profissionais. No quadro 11 é possível observar a implementação da validação.

Quadro 11 - Implementação da validação de quantitativo de profissionais

```

01 for(DiaPlantao data : parametrosAG.getDias()) {
02     final Long qtProf = gradeHorario.getCromossomo().stream()
        .filter(p->p.getDataInicioClean().equals(data.getData())
            || p.getDataFimClean().equals(data.getData()))
        .count();
03     if (qtProf <parametrosAG.getQtProfissionaisDiarios()) {
04         pontosDecrementar += parametrosAG.getQtProfissionaisDiarios()
- qtProf;
05     }
06 }

```

Fonte: próprio autor.

A terceira validação é em relação a proporcionalidade de tipos de profissionais nos plantões diários. Conforme já descrito na sessão 2.1 desse trabalho, o COFEN estabelece uma proporção mínima de enfermeiros conforme a maior classificação de pacientes. Nessa validação, os pontos de *fitness* decrementados são proporcionais a porcentagem de enfermeiros que faltam para tornar o individuo válido. No quadro 12 é possível observar a implementação dessa validação.

Quadro 12 - Implementação da validação de proporcionalidade de enfermeiros

```

01 for(DiaPlantao data : parametrosAG.getDias()) {
02     final List<Plantao> plantoesDia = gradeHorario.getCromossomo()
        .stream()
        .filter(
03         p->p.getDataInicioClean().equals(data.getData()) ||
04         p.getDataFimClean().equals(data.getData()))
        .collect(Collectors.toList());
05     final Double qtHorasGeral = plantoesDia.stream()
        .mapToDouble(p->p.getTurno().getDuracaoHoras().intValue())
        .sum();
06     final Double qtHorasEnfermeiros = plantoesDia.stream()
        .filter(p->p.getProfissional().getTipoProfissional() ==
07         TipoProfissional.ENFERMEIRO)
        .mapToDouble(p->p.getTurno().getDuracaoHoras().intValue())
        .sum();
08     final Double porcentagem = (new Double(qtHorasEnfermeiros) / new
09         Double(qtHorasGeral)) * 100;
10     if (porcentagem.intValue() < porcentagemNecessaria) {
11         pontosDecrementar += porcentagemNecessaria -
12         porcentagem.intValue();
13     }
14 }

```

Fonte: próprio autor.

Por fim, a última validação é simplesmente verificar se todos os turnos estão alocados, no quadro 13 é possível observar a implementação da mesma.

Quadro 13 - Implementação da validação de turnos alocados

```

01 for(DiaPlantao diaPlantao : parametrosAG.getDias()){
02     for(Turno turno : Turno.values()){
03         final long qt = gradeHorario.getCromossomo()
            .stream()
            .filter(plantao->plantao.getTurno().equals(turno) &&
                (plantao.getDataInicioClean().equals(diaPlantao.getData() ||
                plantao.getDataFimClean().equals(diaPlantao.getData()))))
            .count();
04         if(qt == 0){
05             pontosDecrementar += 1;
06         }
07     }
08 }

```

Fonte: próprio autor.

3.3.1.4 Geração da População

A geração da população consiste em gerar um determinado número de indivíduos de forma aleatória, de modo que nenhum indivíduo seja igual. A implementação da geração da população consiste em iterar todos os dias do período de escala e criar os devidos plantões em cada dia, até atingir a quantidade mínima de profissionais por dia. Na criação de cada plantão é alocado um profissional, que é retirado de uma pilha de profissionais. Quando essa pilha de profissionais fica vazia, a mesma é preenchida novamente por profissionais de forma aleatória. No quadro 14 é possível observar um trecho do código de implementação da geração de um indivíduo.

Quadro 14 - Implementação da geração de um indivíduo

```

01 while (qtHorasEnfermagemDiaria.compareTo(cromossomos.stream()
    .filter(p -> p.getDataInicioClean().equals(data) ||
    p.getDataFimClean().equals(data))
    .mapToDouble(p -> p.getTurno().getProporcaoDiaria())
    .sum()) > -1) {
02     for (final Turno turno : Turno.values()) {
03         createPlantao(getProfissionalPilha(turno), turno, data);
04     }
05 }

```

Fonte: próprio autor.

3.3.1.5 Cruzamento

O cruzamento tem o papel gerar novos indivíduos para a população com base em 2 indivíduos passados por parâmetro. Sendo assim, para a implementação do cruzamento é criada uma lista com todos os profissionais do indivíduo dos genitores. Após esta etapa, é selecionado um ponto de corte na lista de forma aleatória, dessa forma os profissionais presentes na posição 0 até a posição do ponto de corte são selecionados com base no primeiro gene. Já os profissionais da posição do ponto de corte até a última posição da lista de

profissionais são selecionados com base no individuo do segundo gene. No quadro 15 é possível observar a implementação do cruzamento.

Quadro 15 - Implementação do cruzamento

```

01 private Individuo crossover(Individuo pai, Individuo mae) {
02     final Individuo filho = new GradeHorario(geracaoAtual);
03
04     final List<Profissional> profissionais =
new ArrayList<>(((List<Plantao>) pai.getCromossomo())
        .stream()
        .collect(
05 Collectors.groupingBy(Plantao::getProfissional)).keySet());
06
07     final int pontoCorte = Random.get(profissionais.size());
08
09     final List<Profissional> profissionaisPai = profissionais
        .subList(0, pontoCorte);
10
11     final List<Profissional>profissionaisMae =profissionais
        .subList(pontoCorte, profissionais.size());
12
13     final List<Plantao> cromossomos = ((List<Plantao>)
        pai.getCromossomo())
        .stream()
        .filter(plantao -> profissionaisPai
14         .contains(plantao.getProfissional()))
        .collect(Collectors.toList());
15
16     cromossomos.addAll(((List<Plantao>) mae.getCromossomo())
        .stream()
        .filter(plantao -> profissionaisMae
17         .contains(plantao.getProfissional()))
        .collect(Collectors.toList()));
18
19     filho.getCromossomo()
        .addAll(ListUtil.cloneListAndContent(cromossomos));
20
21     return filho;
22 }

```

Fonte: próprio autor.

Ao observar o código fonte do quadro 15, é possível notar que na linha 06 é selecionado de forma aleatória o ponto de corte dos indivíduos. Já nas linhas 08 e 10 é feito o corte dos profissionais conforme posição definida na linha 06. Por fim, na linha 16 é adicionado os profissionais no individuo gerado.

3.3.1.6 Mutação

A mutação tem o papel de alterar determinado gene do individuo, que contribui para uma melhor diversidade da população. Sendo assim, para a implementação da mutação é selecionado um plantão do individuo, após isso, é feito a alteração da data do plantão de forma aleatória. No quadro 16 é possível observar a implementação da mutação.

Quadro 16 - Implementação da mutação

```

01 private Indivíduo mutacao(Indivíduo individuo) {
02
03     List<Plantao> plantas = ((List<Plantao>)
individuo.getCromossomo())
    .stream()
        .filter(p -> p.inconsistente)
    .collect(Collectors.toList());
04
05     if (plantas.isEmpty()) {
06         plantas = individuo.getCromossomo();
07     }
08
09     final Plantao plantao = plantas
    .get(Random.get(plantas.size()));
10
11     final Date[] datas = getDataRandomPlantao(plantao);
12
13     plantao.setDataInicio(datas[0]);
14     plantao.setDataFim(datas[1]);
15
16     return individuo;
17 }

```

Fonte: próprio autor.

Ao observar a linha 03 do quadro 16, é possível notar a restrição por genes marcados como inconsistentes, tais genes são identificados na validação da jornada de trabalho conforme descrito na sessão 3.3.1.3. A priorização de genes inconsistentes na mutação torna o processo evolutivo mais veloz, de modo que tais genes não podem ser evoluídos naturalmente na etapa de *crossover*, visto que a jornada de trabalho de determinado profissional não é quebrada ou dividida no *crossover*. Dessa forma, a única possibilidade do indivíduo evoluir com os genes inconsistentes é através da etapa de mutação, ou com a própria eliminação do indivíduo na população.

3.3.1.7 Elitismo

O elitismo ajuda o Algoritmo Genético a manter os indivíduos com as maiores notas de *fitness* nas futuras gerações. Dessa forma é parametrizado uma taxa de elitismo no qual o usuário define a porcentagem de indivíduos mais aptos a serem mantidos nas próximas gerações. No quadro 17 é possível observar a implementação do elitismo, no qual a lista de população é sempre ordenada do indivíduo com mais apto para o menos apto.

Quadro 17 - Implementação do elitismo

```

01 for (int i = 0; i < taxaElitismo; i++) {
02     novaPopulacao.add(populacao.get(i));
03 }

```

Fonte: próprio autor.

3.3.1.8 Critério de parada

O critério de parada é a condição para verificar se o Algoritmo Genético chegou ao fim. Dessa forma, para a aplicação ser encerrada basta alguma das condições a seguir ser verdadeira:

- a) a quantidade de geração atingir a quantidade máxima estabelecida pelo usuário;
- b) seja encontrado um individuo ótimo, ou seja, um individuo com *fitness* 10.000;
- c) o Algoritmo Genético esteja a mais de 500 gerações com o mesmo número de *fitness* máximo, ou seja, caso o AG não esteja mais evoluindo.

3.3.2 Operacionalidade da implementação

Nessa sessão é apresentado a operacionalidade da implementação com todas as suas funcionalidades. São demonstrados os cadastros de usuário, enfermeiros, geração e visualização da grade horários de enfermeiros.

3.3.2.1 Cadastro dos usuários

O primeiro cadastro do AG-TIME é o de usuários, no qual é possível selecionar um perfil já cadastrado no sistema com as devidas permissões de acesso. Na figura 13 é possível observar a tela de cadastro de usuários.

Figura 13 - Tela de cadastro de usuários

Fonte: próprio autor.

3.3.2.2 Cadastro de profissionais

A segunda etapa do processo é cadastrar os profissionais da unidade de internação. Nesse cadastro é possível selecionar o turno do profissional, no caso o turno pode ser diurno

ou noturno. Também é possível selecionar o tipo de profissional, que pode ser um enfermeiro, técnico de enfermagem ou auxiliar de enfermagem. Na figura 14 é possível observar o cadastro de profissionais.

Figura 14 - Cadastro de profissionais

Fonte: próprio autor.

3.3.2.3 Geração do plantão de enfermagem

A terceira etapa é a geração do plantão de enfermagem, no qual o usuário vai informar os parâmetros referentes a clientela da unidade de enfermagem e também os parâmetros do Algoritmo Genético. O primeiro passo para a geração do plantão é identificar a quantidade de profissionais e porcentagem de enfermeiros necessários por dia. Dessa forma, com base na explicação da sessão 2.1.3, para o cálculo do quantitativo de profissionais necessários por dia, é necessário informar alguns parâmetros. Como a quantidade de pacientes, que segue a classificação e também o IST em relação ao quadro de enfermeiros. Já para o cálculo de percentual de enfermeiros necessários por dia, conforme descrito na sessão 2.1, é levado em consideração a classificação de pacientes com maior quantidade. Na figura 15 é possível observar os parâmetros em relação a clientela e ao plantão de enfermagem.

Figura 15 - Parâmetros em relação a clientela e ao plantão de enfermagem

Fonte: próprio autor.

Na figura 16 é possível observar o retorno do cálculo baseado com os dados da figura 15, também é possível observar os parâmetros referentes ao Algoritmo Genético. A figura 15 e 16 estão na mesma tela, dessa forma o usuário pode alterar algum parâmetro sem perder toda a configuração realizada.

Figura 16 - Tela de geração do plantão de enfermagem

Quantidade de profissionais necessários: 21
Quantidade de profissionais disponíveis: 22
Percentual de enfermeiros necessários: 36%
Percentual de enfermeiros disponíveis: 56.82%

Parâmetros do Algoritmo Genético

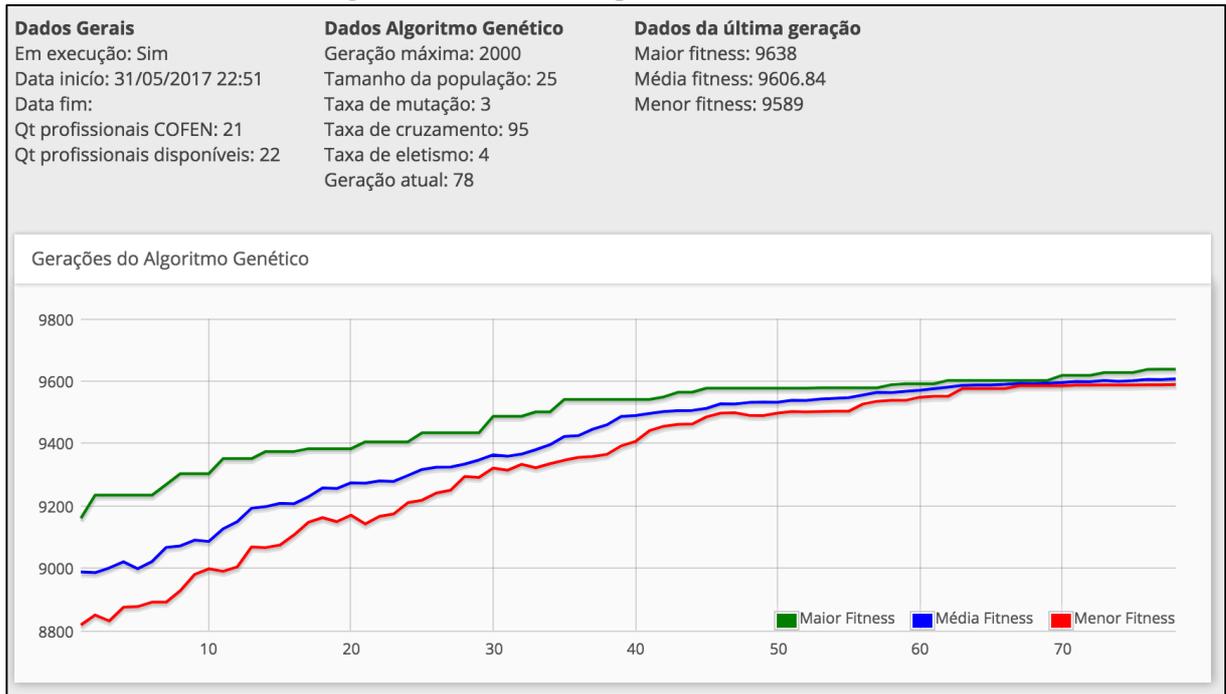
Geração máxima	Tamanho da população	Taxa de mutação	Taxa de cruzamento	Taxa de eletismo
2000	25	3	95	4

Fonte: próprio autor.

Ao observar a figura 16, é possível notar os dados em relação ao quadro de profissionais disponíveis e compará-los com o quadro de profissionais necessários. Dessa forma, é possível saber se o Algoritmo Genético poder gerar o plantão de enfermagem sem riscos de alguma validação de *fitness* ser impossível de ser resolvida.

Após gerar o plantão de enfermagem, é enviada uma mensagem REST à aplicação responsável pelo Algoritmo Genético, no qual a mesma abre um processo assíncrono para o processamento do plantão de enfermagem. Para acompanhar esse processamento em tempo de execução, foi criado uma tela que apresenta todos os parâmetros do Algoritmo Genético e da clientela de enfermagem. Na figura 17 é possível observar a tela de processamento do algoritmo genético.

Figura 17 - Análise do processamento do AG



Fonte: próprio autor.

Ao observar a figura 17, é possível notar o gráfico de evolução do AG, no qual a linha verde representa o maior *fitness*, a linha azul representa a média de todos os *fitness* e a linha vermelha representa o menor *fitness*. No topo da mesma figura é possível observar também o número da geração atual do AG. Ao finalizar o processamento do AG, caso o mesmo encontre alguma solução perfeita, ou seja, um indivíduo com *fitness* 10.000, os dados em relação aos horários gerados pelo algoritmo são salvos no AG-TIME. A figura 18 demonstra a listagem de logs de processamento.

Figura 18 - Logs de processamento do AG

Enfermagem		Logos			André Sestari
Grade de Horário	Gerar Plantão	Log AG	Profissionais	Cadastros Gerais	
<input type="checkbox"/>	Dt início	Dt fim	Em execução	Geração atual	
<input checked="" type="checkbox"/>	31/05/2017 22:51	31/05/2017 22:54	N	1329	
<input checked="" type="checkbox"/>	31/05/2017 22:49	31/05/2017 22:51	N	1144	
<input type="checkbox"/>	31/05/2017 22:46	31/05/2017 22:49	N	1425	
<input type="checkbox"/>	31/05/2017 22:35	31/05/2017 22:37	N	1959	
<input type="checkbox"/>	31/05/2017 22:24	31/05/2017 22:26	N	1500	
1,279 registros					Anterior 1 2 3 4 5 Próxima

Fonte: próprio autor.

3.3.2.4 Grade de horários gerada

Após o plantão de enfermagem ser gerado pelo Algoritmo Genético é possível consultar o mesmo pelo AG-TIME, na figura 19 é possível observar o calendário com os turnos gerados.

Figura 19 - Plantão de enfermagem gerado

Julho 2017						
Dom	Seg	Ter	Qua	Qui	Sex	Sáb
25	26	27	28	29	30	1
2 07 EDMILDA DIAS FURI mais +22	3 07 ANA CLAUDIA PERE mais +10	4 07 DOMINGAS CARVAL mais +15	5 07 ANA CLAUDIA PERE mais +12	6 07 DAVI FELIPE RODRIG mais +17	7 de Julho de 2017	
9 07 DOMINGAS CARVAL mais +14	10 07 DEUSIRENE ALVES B mais +14	11 07 ANA CLAUDIA PERE mais +12	12 07 EDMILDA DIAS FURI mais +15	13 07 ANA CLAUDIA PERE mais +13	07 ANA CLAUDIA PEREIRA DA SILVA 07 DEUSIRENE ALVES BRITO 07 ELIZANGELA BEZERRA ROCHA SII 07 IVANETE PEREIRA SILVA LIMA 07 IVONES COELHO DE SOUSA 07 LUCIVANIA ROCHA DE NAZARE 07 MARIA INACELIA TEMOTEO DE 07 MARIA SALETE GOMES DOS SANT 07 ZAIRA SOBRAL CARVALHO ABREI	
16 07 ANA CLAUDIA PERE mais +13	17 07 DEUSIRENE ALVES B mais +19	18 07 DAVI FELIPE RODRIG mais +11	19 07 ANA CLAUDIA PERE mais +15	20 07 DOMINGAS CARVAL mais +13	19 MERINALVA OLIVEIRA DE SOUSA 19 SALVELINA ALVES DE SOUZA 19 THIAGO HENRIQUE TEIXEIRA DOS	
23 07 DOMINGAS CARVAL mais +18	24 07 DAVI FELIPE RODRIG mais +11	25 07 ANA CLAUDIA PERE mais +16	26 07 DAVI FELIPE RODRIG mais +13	27 07 DEUSIRENE ALVES B mais +16		
30	31	1	2	3		

Fonte: próprio autor.

Como é possível observar na figura 19, é apresentado os profissionais que irão compor o turno do dia 7 de julho. Acima do nome dos profissionais é apresentado o horário de trabalho, no qual 07 significa o turno diurno que ocorre das 7 horas até as 19 horas, e 19 significa o turno noturno que ocorre das 19 horas até as 7 horas do dia seguinte.

3.4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Nessa sessão é apresentado uma análise dos resultados do trabalho proposto, no qual é discutido o uso de uma heurística na mutação através da identificação de genes inconsistentes. Também é apresentado uma análise dos resultados alternando os parâmetros do Algoritmo

Genético, como a taxa de elitismo e mutação. Por fim é feito um comparativo com os trabalhos correlatos e com a grade de horários do Hospital Geral de Palmas Dr. Francisco Ayres.

3.4.1 Identificação de genes inconsistentes

A identificação dos genes inconsistentes ajudou na performance do Algoritmo Genético. Tal tratamento consiste em identificar genes inconsistentes que não podem ser evoluídos naturalmente na etapa de *crossover*, dessa forma, tais genes são identificados na etapa de avaliação e posteriormente são priorizados na etapa de mutação. Sendo assim, na aplicação o gene inconsistente é identificado na validação da jornada de trabalho do profissional, de modo que o plantão que esteja em um intervalo menor de 36 horas do plantão anterior, é sinalizado como inconsistente. Foram realizados 6 testes, no qual 3 testes continham a identificação do gene inconsistente e os demais não. Como resultado, todos os testes sem a identificação não conseguiram chegar a uma população ideal no período de 2500 gerações. Nos testes com a identificação de *fitness* inconsistentes, todos os resultados chegaram a uma população ideal em um período menor que 2000 gerações. Na tabela 1 é possível verificar o resultado dos testes.

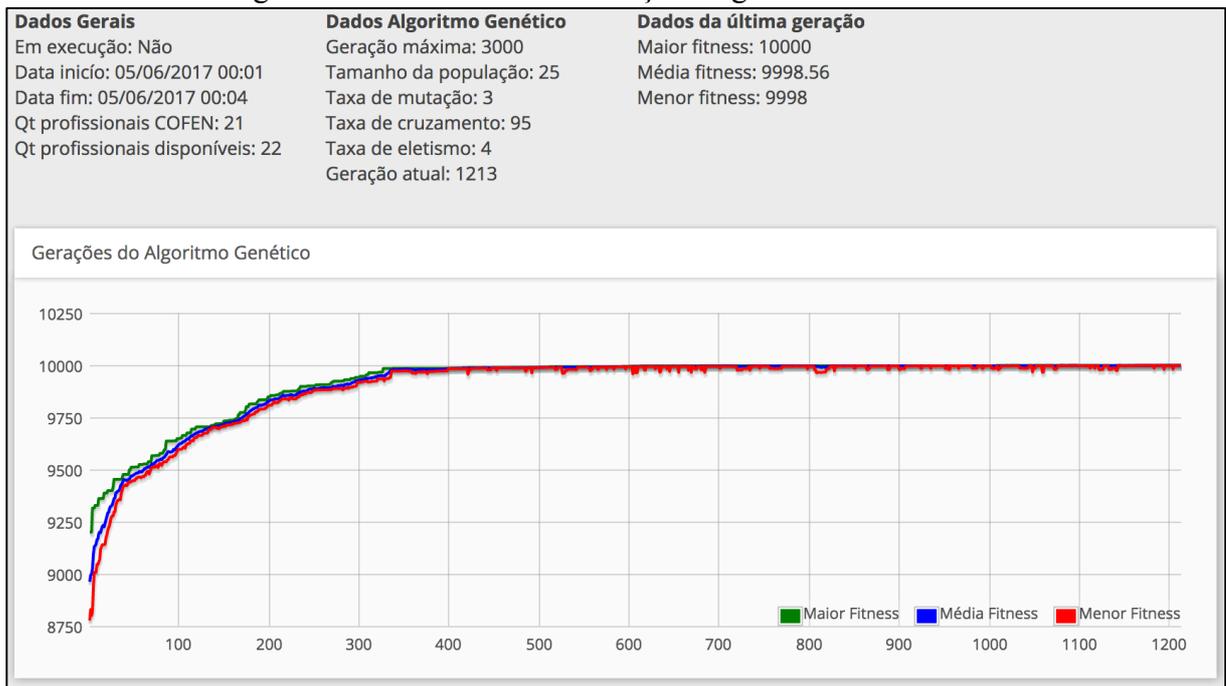
Tabela 1 - Testes da identificação do gene inconsistente

Possuí identificação do gene inconsistente	Geração final	Fitness máximo	Retornou o individuo ideal
Sim	1213	10.000	Sim
Sim	1720	10.000	Sim
Sim	1555	10.000	Sim
Não	2524	10.000	Sim
Não	3000	9.991	Não
Não	2980	10.000	Sim

Fonte: próprio autor.

Nos testes apresentados na tabela 1 foram utilizados os mesmos parâmetros do AG e clientela da enfermagem. Na figura 20 é possível ver os parâmetros do AG e da clientela e também o histórico da evolução do AG, em um teste com a identificação do gene inconsistente.

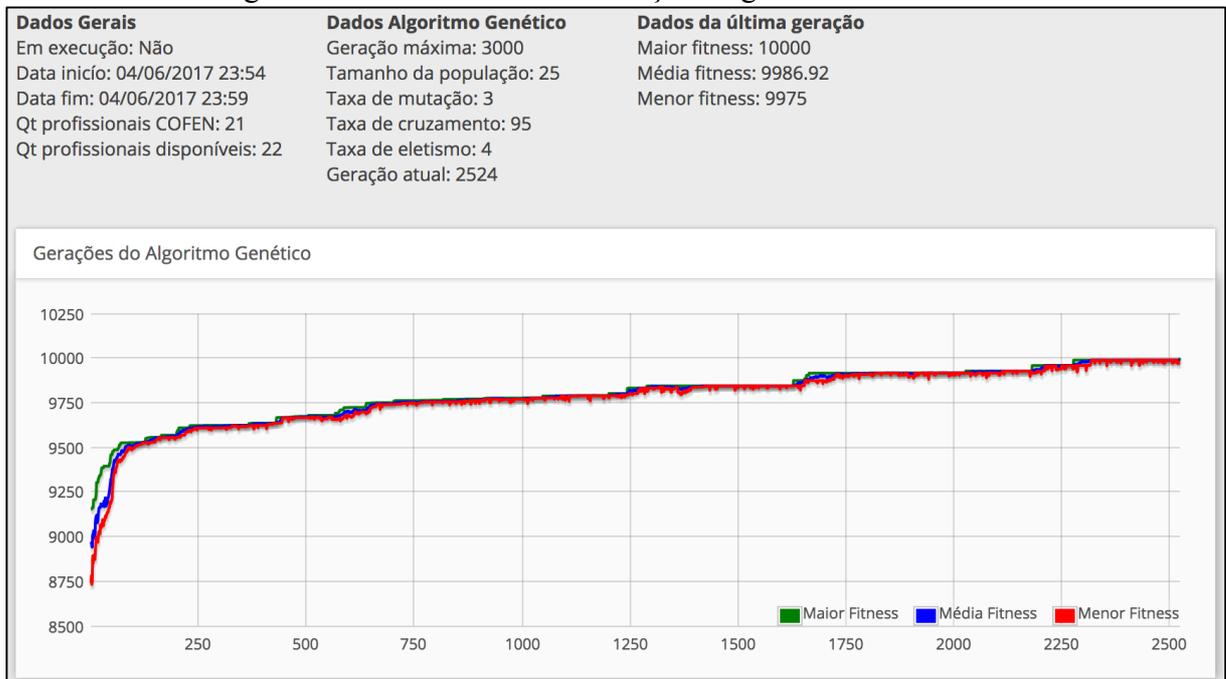
Figura 20 - Teste com identificação de genes inconsistentes



Fonte: próprio autor.

Já na figura 21 é possível ver o histórico da evolução do AG em um teste sem a identificação do gene inconsistente.

Figura 21 - Teste sem a identificação de genes inconsistentes



Fonte: próprio autor.

3.4.2 Taxa de elitismo

O elitismo é responsável por preservar na população os indivíduos mais aptos ajudando o Algoritmo Genético a ter uma evolução mais consistente. Em relação aos testes,

foi observado que quando o Algoritmo Genético trabalha com uma taxa de elitismo maior do que 10%, o mesmo acaba inibindo a diversidade na população. Isso ocorre pois na etapa de *crossover*, mais especificamente na seleção dos indivíduos, os mesmos com o maior *fitness* têm a maior probabilidade de serem selecionados como genitores. Ou seja, caso o número de elitismo for alto, os novos indivíduos gerados têm uma maior probabilidade de serem filhos dos mesmos genitores, o que causa a falta de diversidade na população. Essa situação também é evidenciada quando falta poucos pontos de *fitness* para algum indivíduo ter a pontuação ideal, no qual os demais indivíduos da população geralmente possuem a mesma pontuação de *fitness* devido a falta de diversidade na população.

Dessa forma, foram realizados 9 testes, sendo que 3 testes utilizaram uma taxa de elitismo de 2%, outros 3 testes utilizaram uma taxa de 8% e os demais testes utilizaram uma taxa de 20%. Na tabela 2 é possível identificar o resultado dos testes.

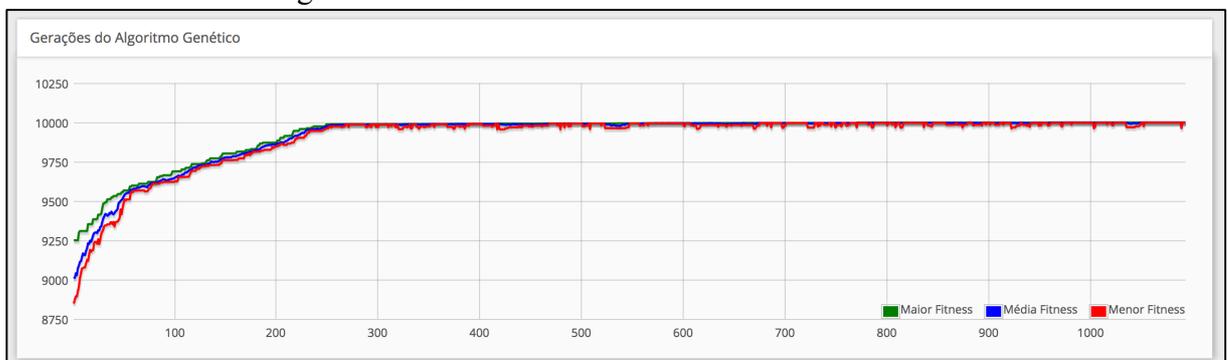
Tabela 2 - Resultado dos testes da taxa de elitismo

Taxa de elitismo	Geração final	Retornou o individuo ideal
2%	1904	Sim
2%	1093	Sim
2%	1415	Sim
8%	1162	Sim
8%	2693	Sim
8%	2404	Sim
20%	645	Sim
20%	1760	Sim
20%	1287	Sim

Fonte: próprio autor.

Com base na Tabela 2, é possível observar que a variação da taxa de elitismo não influenciou de forma consistente a performance do Algoritmo Genético. Na figura 22 é possível ver a evolução do AG com uma taxa de elitismo de 2%.

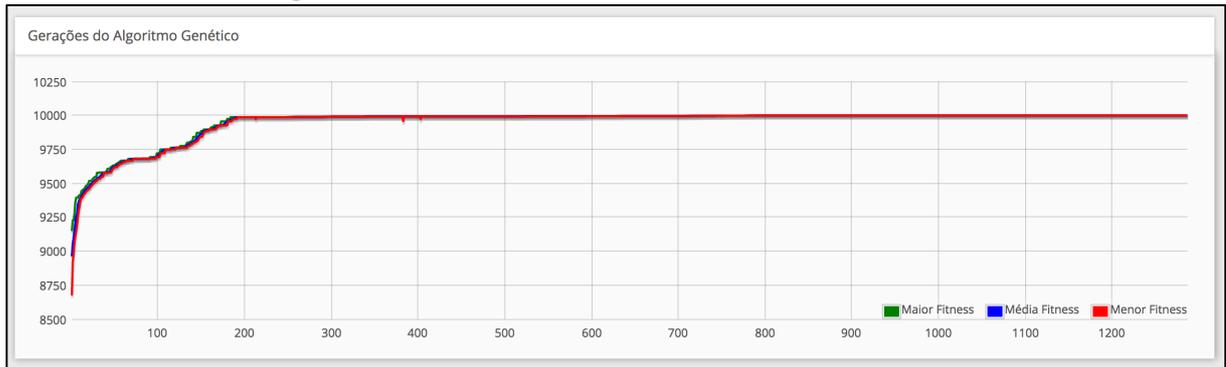
Figura 22 - Teste do AG com 2% de taxa de elitismo



Fonte: próprio autor.

Já na figura 23 é possível observar a evolução do Algoritmo Genético com uma taxa de elitismo de 20%.

Figura 23 - Teste do AG com 20% de taxa de elitismo



Fonte: próprio autor.

Ao observar a figura 23 é possível notar que após o AG chegar próximo do indivíduo ideal, é difícil existir oscilações entre a pontuação de *fitness*. Isso ocorre devido a falta de diversidade na população, como já explicado anteriormente. Porém ao observar a figura 19, é possível notar pequenas oscilações na evolução do AG, isso se dá ao fato de existir diversidade na população devido a baixa taxa de elitismo de 2%.

3.4.3 Taxa de mutação

A mutação é responsável por gerar diversidade na população alterando aleatoriamente um indivíduo. Em relação aos testes, foi observado que quando o Algoritmo Genético trabalha com uma taxa baixa de mutação, ou seja, menos de 3%, a evolução do AG tende a ficar mais longa. Isso ocorre pois quanto menos a mutação é executada, menor é a diversidade gerada na população. Outro fato que contribui para isso é a baixa resolução dos genes inconsistentes descrito na sessão 3.4.1. No qual, quanto menor a taxa de mutação, menor será a execução da mesma e conseqüentemente a execução do ajuste dos genes inconsistentes. Sendo assim, foram realizados 9 testes, no qual 3 tiveram uma mutação de 1%, outros 2 tiveram 3% e os demais 20%. Na tabela 3 é possível observar o resultado dos testes.

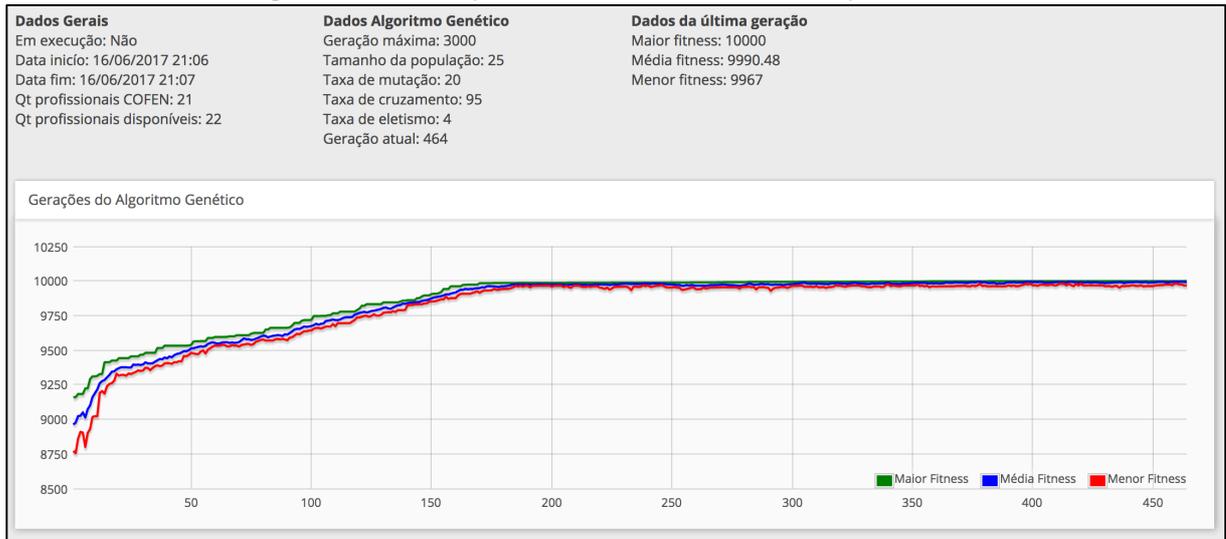
Tabela 3 - Resultado dos testes da taxa de mutação

Taxa de mutação	Geração final	Fitness máximo	Retornou o indivíduo ideal
1%	3.000	9.999	Não
1%	3.000	9.997	Não
1%	3.000	9.999	Não
3%	1.353	10.000	Sim
3%	1.232	10.000	Sim
3%	1.130	10.000	Sim
20%	788	10.000	Sim
20%	464	10.000	Sim
20%	1.023	10.000	Sim

Fonte: próprio autor.

Na figura 24 é possível observar a evolução do AG com 20% de taxa de mutação.

Figura 24 - Evolução do AG com taxa de mutação a 20%



Fonte: próprio autor.

3.4.4 Comparação com o plantão do Hospital Geral de Palmas Dr. Francisco Ayres

O Governo do Estado do Tocantins disponibiliza de forma online a escala de plantão de várias unidades de saúde. Dessa forma, foi possível realizar a comparação da escala horários geradas pelo AG-TIME e a escala da unidade internação do Hospital Geral de Palmas Dr. Francisco Ayres. Na figura 25 é possível observar a escala de plantão dos enfermeiros do turno noturno referentes a abril de 2017.

Figura 25 - Escala de enfermeiros no plantão noturno

Servidores	Qua 1	Qui 2	Sex 3	Sáb 4	Dom 5	Seg 6	Ter 7	Qua 8	Qui 9	Sex 10	Sáb 11	Dom 12	Seg 13	Ter 14	Qua 15	Qui 16	Sex 17	Sáb 18	Dom 19	Seg 20	Ter 21	Qua 22	Qui 23	Sex 24	Sáb 25	Dom 26	Seg 27	Ter 28	
CARMEN CATARINA ANDRADE CONSELHO: COREN-TO 77780 CH: 120/180		PN			PN			PN			PN			PN			PN		AF*PN	AF*PN			PN				PN		
ELIANE LEAO GREGORIO ROCHA CONSELHO: COREN-TO 998.173 CH: 0/180																													
IVANEIDE ALVES DE SOUSA NAVES CONSELHO: 127851-ENF CH: 84/180	PN						PN			PN		PN				PN							PN						PN
JANAINA ARAUJO ALENCAR REIS CONSELHO: COREN-TO 323.504 CH: 12/180																				E*PN									
JOSE FRANCISCO COSTA FRANCO CONSELHO: 000208034 CH: 12/180																									E*PN				
LILIAN ABREU NUNES MARTINS CONSELHO: 151112-enf CH: 120/180		PN			PN			PN			PN			PN			PN				PN		PN			PN	PN		
LUDOMIRA MIRANDA DE MENEIS CONSELHO: COREN-TO 206.042 CH: 120/180			PN	PN		PN			PN			PN			PN			PN			PN			PN				PN	
MILLENA SILVA FALCAO CONSELHO: 293891 CH: 120/180	PN			PN			PN			PN			PN			PN			PN			PN				PN			PN
THEREZA CRISTINA VERAS SILVA CONSELHO: COREN-TO 176.435 CH: 12/180																			E*PN										
VANIA MARIA SALES GUIMARAES CONSELHO: COREN-TO 80568 CH: 120/180			PN	PN		PN			PN			PN			PN			PN			PN				E*PN			PN	

Fonte: Tocantins (2017a).

Já na figura 26 é possível observar a escala de plantão dos enfermeiros do turno diurno.

Figura 26 - Escala de enfermeiros no plantão diurno

Servidores	Qua 1	Qui 2	Sex 3	Sáb 4	Dom 5	Seg 6	Ter 7	Qua 8	Qui 9	Sex 10	Sáb 11	Dom 12	Seg 13	Ter 14	Qua 15	Qui 16	Sex 17	Sáb 18	Dom 19	Seg 20	Ter 21	Qua 22	Qui 23	Sex 24	Sáb 25	Dom 26	Seg 27	Ter 28	
DAVI FELIPE RODRIGUES CONSELHO:SN CH:120/180	PD			PD			PD			AF*PD	AF	AF	PD			PD			PD			PD			F*PD			PD	
ERICA FERNANDA MACIEL PUGAS CONSELHO:342864 CH:120/180		PD	PD		PD			PD			PD			PD			PD			PD			PD				PD		
FERNANDA EMILIA BUCAR PORTO CONSELHO:COREN-TO 337.815 CH: 120/180		PD			PD			PD			PD			PD	PD		PD			PD			PD				PD		
IVANEIDE ALVES DE SOUSA NAVES CONSELHO:127851-ENF CH:36/180												F*PD							PD									PD	
IVONES COELHO DE SOUSA CONSELHO:000456188 CH:120/180			PD			PD			PD			PD			PD				PD		PD	PD			PD			PD	
JANAINA ARAUJO ALENCAR REIS CONSELHO:COREN-TO 323.504 CH: 0/180																													
KEILA CARDOSO AGUIAR CONSELHO:COREN-TO 455.556 CH: 120/180			PD			PD	PD		PD			PD			PD				PD			PD			PD			PD	
LUIS CARLOS RIBEIRO GARCIA CONSELHO:408284 CH:120/180		PD			PD			PD			PD			PD			PD	PD		PD			PD				PD		
MARCIO PEREIRA LEMOS CONSELHO:COREN-TO 222.636 CH: 120/180	PD			PD			PD		PD	PD			PD			PD				PD						PD			PD
MARIA INACELIA TEMOTEO DE CONSELHO:75023 CH:120/180			PD			PD			PD			PD			PD				PD			PD	PD		PD			PD	
NATASCHA NEIVA ELIAS CONSELHO:476476 CH:120/180			PD			PD			PD			PD		PD	PD				PD			PD			PD			AF*PD	AF
NAYARA FONSECA MENDES CONSELHO:176542 CH:12/180										E*PD																			
SILIANE COSTA BORGES DE CONSELHO:COREN-TO 466.894 CH: 120/180	PD			PD			PD		PD				PD			PD				PD			PD			PD			PD
SUZANA ROCHA DE OLIVEIRA CONSELHO:409423 CH:120/180	PD			PD						PD		PD	PD			PD				PD			PD			PD			PD
THEREZA CRISTINA VERAS SILVA CONSELHO:COREN-TO 176.435 CH: 24/180												E*PD														E*PD			
WARLIANA FERNANDES DA SILVA CONSELHO:377090 CH:120/180		PD			PD	PD		PD			PD			PD			PD					PD					PD		

Fonte: Tocantins (2017b).

Ao analisar as figuras 25 e 26, é possível notar que quase todos os horários respeitam as 36 horas de descanso no turno de 12 horas seguidas. Outro ponto observado, é que em média existem 6 enfermeiros realizando o atendimento a clientela. Desse modo foi possível realizar 5 testes no AG-TIME com a mesma quantidade enfermeiros e clientela. Os resultados dos testes foram satisfatórios, a ponto de todos os testes conseguirem encontrar o individuo ideal em menos de 120 gerações. Na figura 27 é possível observar a escala de horários gerada pelo AG-TIME em um dos testes, com a mesma quantidade de enfermeiros e clientela utilizados pelo Hospital Geral de Palmas Dr. Francisco Ayres.

Figura 27 - Escala de horários gerada

Fevereiro 2017						
Dom	Seg	Ter	Qua	Qui	Sex	Sáb
29	30	31	1 07 CRISTINA RODRIGUE mais +9	2 07 LUIS CARLOS RIBEIR mais +3	3 07 JOSE AIRES DOS SAN mais +4	4 07 LILIAN ABREU NUNE mais +4
5 07 IVANEIDE ALVES DE S mais +3	6 07 JOSE FRANCISCO CO mais +4	7 07 JOSE AIRES DOS SAN mais +3	8 07 LUIS CARLOS RIBEIR mais +5	9 07 IRISMAR PITOMBEIR mais +6	10 07 FRANCISCA CARDOSI mais +4	11 07 LILIAN ABREU NUNE mais +4
12 07 ELIANE LEAO GREGO mais +3	13 07 CRISTINA RODRIGUE mais +4	14 07 REGINA ALVES DA SII mais +5	15 07 CRISTINA RODRIGUE mais +5	16 07 MERINALVA OLIVEIR mais +3	17 07 JOSE AIRES DOS SAN mais +2	18 07 VALDERICE COSTA DI mais +3
19 07 LILIAN ABREU NUNE mais +3	20 07 ELIANE LEAO GREGO mais +6	21 07 FRANCISCA CARDOSI mais +2	22 07 CRISTINA RODRIGUE mais +3	23 07 FRANCISCA CARDOSI mais +6	24 07 LEANNA PHATRICIA J mais +3	25 07 ROUSE ANGELICA AII mais +2
26 07 IVANEIDE ALVES DE S mais +3	27 07 ELIANE LEAO GREGO mais +7	28 07 JOSE AIRES DOS SAN mais +6	1	2	3	4

Fonte: próprio autor.

3.4.5 Comparação com os trabalhos correlatos

No quadro 18 é apresentado o comparativo do AG-TIME com os trabalhos correlatos. O quadro permite observar que o AG-TIME utilizou os melhores pontos de cada trabalho para a sua resolução, como a parametrização do AG e a utilização de um sistema web.

Quadro 18 - Comparação com os trabalhos correlatos

Característica / correlatos	Beppler (2009)	Camilo e Stelle (2008)	Correia (2013)	Este trabalho
Aplicação da geração de grade de horários	Plantão de médicos	Plantão de enfermeiros	Horários de professores	Plantão de enfermeiros
Técnica de recombinação do AG utilizada	Uniforme	Ponto Único	Multi Ponto	Ponto Único
Técnica de mutação do AG utilizada	Permutação	Ponto Aleatório	Ponto Aleatório	Ponto Aleatório
Interface gráfica utilizada	Aplicação Web	Não tem	Aplicação Desktop	Aplicação Web
Permite a parametrização dos aspectos e técnicas do AG	Não	Sim	Sim	Sim

Fonte: Próprio autor.

Ao observar o Quadro 18, é possível notar que todos os trabalhos correlatos utilizaram Algoritmos Genéticos para a resolução de seus problemas. Em relação a aplicação dos trabalhos, o AG-TIME e os trabalhos de Camilo e Stelle (2008) e Beppler (2009) são voltados para a área da saúde, o trabalho de Correia (2013) é voltado para a área de educação. Outro

ponto que podemos observar, é que somente o trabalho de Camilo e Stelle (2008) não possui uma interface gráfica para a iteração com usuário final.

Em relação à técnica de recombinação utilizada, o AG-TIME assim como o trabalho de Camilo e Stelle (2008) utilizaram a técnica de ponto único, de modo que o ponto de corte é selecionado aleatoriamente proporcionando maior diversidade a população. O trabalho de Correia (2013) utilizou a técnica de multi ponto de forma a selecionar 2 pontos de cortes no cromossomo dos genitores. Já o trabalho de Beppler (2008) utilizou a técnica de seleção uniforme, de modo a ter uma maior mistura da carga genética dos indivíduos.

Sobre a técnica de mutação utilizada, o AG-TIME assim como os trabalhos de Correia (2013) e Camilo e Stelle (2008), utilizam a técnica de ponto aleatório, de forma a alterar somente 1 gene do cromossomo do indivíduo. O trabalho de Beppler (2008) optou por utilizar a técnica de permutação, dando a possibilidade de alterar vários genes.

4 CONCLUSÕES

Para atingir os objetivos propostos nesse trabalho foram desenvolvidos 2 sistemas web, o primeiro sistema foi desenvolvido na linguagem PHP e é responsável pela operacionalidade com o usuário. O segundo sistema foi desenvolvido em Java e é responsável pelo processamento do Algoritmo Genético. O conjunto de sistemas é denominado de AG-TIME.

Sendo assim, o primeiro objetivo específico de disponibilizar uma interface que permita o usuário parametrizar o Algoritmo Genético foi atingido. Ou seja, o usuário pode informar a taxa de mutação, elitismo, *crossover* e o tamanho da população a ser trabalhada. Dessa forma, também foi possível atingir o segundo objetivo específico de disponibilizar uma interface que permita ao usuário informar o corpo de enfermagem da unidade de saúde, informando também a preferência de turno de cada profissional.

Em relação ao terceiro objetivo específico, no qual consiste em analisar quais técnicas e configurações do Algoritmo Genético obtiveram o resultado mais eficiente, o AG-TIME conseguiu atingir esse objetivo. De forma que uma taxa de mutação alta e um taxa de elitismo entre 3% e 20% retornaram resultados mais eficientes. Para isso, foi implementado um gráfico que acompanha a evolução do AG, o que facilita a análise dos parâmetros passados.

Um ponto interessante sobre o AG-TIME, é a possibilidade de ser aplicado a outras áreas. Ou seja, desabilitando somente o *fitness* responsável pela proporção dos tipos de profissionais e informando a quantidade horas necessárias de plantão por dia, é possível reutilizar o sistema em qualquer área que utilize a escala de jornada de trabalho no modelo 12x36.

Uma melhoria que pode ser aplicada ao AG-TIME é o cálculo das horas extras de cada profissional, de modo que o profissional com horas de falta, seja priorizado na escala de plantão caso falte profissionais para atender todos os pacientes da unidade de saúde. Um outro ponto de melhoria é a atualização da resolução do COFEN em relação aos parâmetros de dimensionamento do quadro de profissionais de enfermagem, que foi atualizada durante o desenvolvimento do trabalho. Por fim, a implementação das ausências e preferências de horários dos profissionais, melhoraria o AG-TIME nas situações que algum profissional não pode fazer plantão em determinado dia, ou tem a preferência em trabalhar em determinados dias.

Apesar destas melhorias, com base nos resultados apresentados é possível concluir que todos os objetivos propostos nesse trabalho foram atingidos.

4.1 EXTENSÕES

Algumas extensões possíveis para esse trabalho são:

- a) possibilitar o cadastro e alterações do plantão de forma manual;
- b) criar um mecanismo para calcular as horas extras e de falta de cada profissional, de modo que o profissional com horas de falta seja priorizado na escala de plantão;
- c) aplicar o AG-TIME para outras áreas da enfermagem como unidades assistenciais ou a área de saúde mental;
- d) ficar de acordo com a nova versão da resolução do COFEN nº 543/2017;
- e) possibilitar o profissional cadastrar as preferencias e ausências de horários.

REFERÊNCIAS

- ALVES, Cassia. **Regime de 12 Horas de Trabalho e 36 Horas de Descanso no Ordenamento Jurídico Brasileiro**. Porto Alegre, [2013]. Disponível em: <http://www3.pucrs.br/pucrs/files/uni/poa/direito/graduacao/tcc/tcc2/trabalhos2013_1/cassia_alves.pdf>. Acesso em: 13 maio 2017.
- BEPPLER, Anderson. **Algoritmo Genético para Geração de Escala Horária Médica**. 2009. 79 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Sistemas de Informação) - Departamento de Ciências Exatas e Tecnológicas, Universidade do Planalto Catarinense, Lages, 2009.
- BORGES, Suzan Kelly. **Resolução De Timetabling Utilizando Algoritmos Genéticos E Evolução Cooperativa**. 2003. 104 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Mestrado em Informática) - Setor de Ciências Exatas, Universidade Federal do Paraná, Paraná, 2003.
- BRASIL. **Decreto Nº 94.406/87**. Brasília, [1987]Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/decreto/1980-1989/d94406.htm>. Acesso em: 15 maio 2017a.
- BRASIL. **Lei Nº 5.905**. Brasília, [1973].Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/L5905.htm>. Acesso em: 16 maio 2017b.
- BRASIL. **Lei Nº 7.498/86**. Brasília, [1986]. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/L7498.htm>. Acesso em: 18 maio 2017c.
- BRASIL. **Súmula nº 444 do Tribunal Superior do Trabalho**.Brasília, [2012]. Disponível em: <http://www3.tst.jus.br/jurisprudencia/Sumulas_com_indice/Sumulas_Ind_401_450.html#SUM-444>. Acesso em: 12 maio 2017d.
- CAMILO, C. G.; STELLE, D. Aplicando algoritmos genéticos ao problema de definição de escala de trabalho do corpo de enfermagem de um hospital universitário. In: XL Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 09, 2008, João Pessoa.**Anais...** Dourados: UFGD, 2008. p. 1216-1224.
- CESAR, Augusto Redusino. **Aplicações de algoritmos genéticos**. Macaé, [2010?]. Disponível em: <http://www.fsma.edu.br/si/edicao3/aplicacoes_de_alg_geneticos.pdf>. Acesso em: 14 maio 2017.
- CONSELHO FEDERAL DE ENFERMAGEM. **O Cofen**. Brasília, [2012?]. Disponível em: <<http://www.cofen.gov.br/o-cofen>>. Acesso em: 14 maio 2017.
- CONSELHO FEDERAL DE ENFERMAGEM. **RESOLUÇÃO COFEN Nº 0527/2016**. Brasília, [2016]. Disponível em: <http://www.cofen.gov.br/resolucao-cofen-no-05272016_46348.html>. Acesso em: 28 abr 2017.
- CONSELHO REGIONAL DE ENFERMAGEM DE GOIÁS. **Nota referente à Jornada de Trabalho dos Profissionais de Enfermagem**. Goiânia, [2016]. Disponível em: <http://www.corengo.org.br/nota-referente-a-jornada-de-trabalho-dos-profissionais-de-enfermagem_6525.html>. Acesso em: 12 maio 2017.
- CONSELHO REGIONAL DE ENFERMAGEM DE MATO GROSSO. **Quais as devidas funções do enfermeiro , do técnico de enfermagem e do auxiliar enfermagem e quais as diferenças entre cada categoria?** Cuiabá, [2013] Disponível em: <http://mt.corens.portalcofen.gov.br/diferenca-entre-categorias_698.html>. Acesso em: 14 maio 2017.

- CORREIA, Rodrigo. **Sistema Gerador de Grade Horária de Professores usando Algoritmos Genéticos**. 2013. 65 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Ciência da Computação) - Centro de Ciências Exatas e Naturais, Universidade Regional de Blumenau, Blumenau, 2013.
- GOLDBERG, David. **Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning**. Sydney: Addison Wesley Publishing Company, 1989.
- GUIMARÃES, Frederico G. e RAMALHO, Marcelo C. **Implementação de um Algoritmo Genético**. Belo Horizonte, [2001]. Disponível em: <<http://www.cpdee.ufmg.br/~lusoba/disciplinas/ele037/t1.pdf>>. Acesso em: 28 abr 2017.
- HORTA, Wanda. **Processo de Enfermagem**. São Paulo: Editora Pedagógica e Universitária Ltda, 1979.
- IBGE. **Síntese de Indicadores Sociais: Uma análise das condições de vida da população brasileira**. Rio de Janeiro, [2013]. Disponível em: <ftp://ftp.ibge.gov.br/Indicadores_Sociais/Sintese_de_Indicadores_Sociais_2013/SIS_2013.pdf>. Acesso em: 28 abr 2016.
- LACERDA, Estéfane G M e CARVALHO, Andre Carlos P L F. **Introdução aos Algoritmos Genéticos**. Porto Alegre: Editora da Universidade da UFRGS, 1999.
- LOBO, Eduardo Luiz Miranda. **Uma Solução do Problema de Horários Escolar via Algoritmo Genético Paralelo**. 2005. 86 f. Dissertação apresentada como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Mestre em Modelagem Matemática e Computacional (Mestrado em Modelagem Matemática e Computacional)- Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, Belo Horizonte.
- LUCAS, C. Diogo. **Algoritmos Genéticos**. Porto Alegre, [2002] Disponível em: <<http://www.inf.ufrgs.br/~alvares/INF01048IA/ApostilaAlgoritmosGeneticos.pdf>>. Acesso em: 28 abr 2017.
- MATSUSHITA MS, ADAMI NP, CARMAGNANI MIS. Dimensionamento do pessoal de enfermagem das unidades de internação do Hospital São Paulo. **ACTA Paulista de Enfermagem**, São Paulo, v. 18, n. 1, 2005. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/ape/v18n1/a02v18n1.pdf>>. Acesso em: 28 abr 2017.
- NICOLA, Anair Lazzari e ANSEMI, Maria Luiza. Dimensionamento de pessoal de enfermagem em um hospital universitário. **Revista Brasileira de Enfermagem**, São Paulo, v. 58, n. 2, p. 186–190, 2005.
- PEREZ, Mariângela. A População Idosa e o uso de Serviços de Saúde. **Revista Hospital Universitário Pedro Ernesto**, Rio de Janeiro, v. 7, n. 1, p. 30–37, 2008.
- PERROCA, Marcia G. e VIGNA, Cinthia P. Utilização de sistema de classificação de pacientes e métodos de dimensionamento de pessoal de enfermagem. **Arquivo Ciência Saúde**, São José do Rio Preto, v. 14, n. 1, p. 8–12, 2007.
- PERROCA, Márcia Gdlan e GAIDZINSKI, Raquel Rapone. Sistema de classificação de risco de pacientes: construção e validação de um instrumento. **Revista da Escola de Enfermagem da USP**, São Paulo, v. 32, n. 2, p. 153–168, 1998.
- POLTOSI, Maira Regina. **Elaboração de Escalas de Trabalho de Técnicos de Enfermagem com Busca Tabu e Algoritmos Genéticos**. 2007. 144 f. Dissertação apresentada como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Computação Aplicada - Universidade do Vale do Rio dos Sinos, São Leopoldo.

ROCHA, Semiramis Melani Melo e ALMEIDA, Maria Cecília Puntel. O processo de trabalho da enfermagem em saúde coletiva e a interdisciplinaridade. **Revista Latino-Americana de Enfermagem**, Ribeirão Preto, v. 8, n. 6, p. 96–101, 2000.

ROGENSKI, Karin Emilia e FUGULIN, Fernanda Maria Togeiro. Índice De Segurança Técnica Da Equipe De Enfermagem Da Pediatria De Um Hospital De Ensino. **Revista da Escola de Enfermagem**, São Paulo, v. 41, n. 4, p. 683–689, 2007.

SOUZA, Geórgia Pereira Silveira e colab. A problemática da elaboração da escala mensal de enfermagem. **ACTA Paulista de Enfermagem**, São Paulo, v. 24, n. 1, p. 137–141, 2011.

TANAMARU, Julio. Motivação, Fundamentos e Aplicações de Algoritmos Genéticos. In: **II Congresso Brasileiro de Redes Neurais**. 1995. p. 373-403.

TOCANTINS. Hospital Geral de Palmas Dr. Francisco Ayres. (Comp.). **ALA C/D ENFERMEIROS NOTURNO**. 2017. Disponível em:

<http://sistemas.saude.to.gov.br/escalas/report.php?nameRelatorio=relat_escala_crosstab&idEscala=85006>. Acesso em: 01 jun. 2017a.

TOCANTINS. Hospital Geral de Palmas Dr. Francisco Ayres. (Comp.). **ALA C/D ENFERMEIROS DIURNO**. 2017. Disponível em:

<http://sistemas.saude.to.gov.br/escalas/report.php?nameRelatorio=relat_escala_crosstab&idEscala=85005>. Acesso em: 01 jun. 2017b.