SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização

explicar o problema passo a passo

falar das restrições

O trabalho consiste na distribuição das disciplinas dos diversos cursos de graduação e pós-graduação apresentados pelos colegiados, em salas, atraves do sistema que será criado todo inicio de semestre assim que todos os colegiados já tenham enviado suas necessidades para aquele semestres.

Para realização da alocação, faz-se necessário o conhecimento das salas existentes para atender a demanda, alem de conhecer sua capacidade e suas características. A partir deste passo, faz-se necessário o levantamento das solicitações enviadas pelos colegiados, para alocar as disciplinas em salas adequadas de forma a atender todas as solicitações de forma otimizada.

O principal problema atualmente é a falta de salas adequadas para a distribuição das disciplinas, uma vez que as turmas atuais estão com um numero de alunos matriculados acima da capacidade das salas, devido a este problema o sistema deve propor um relatório de disciplinas que não atenderam a capacidade do prédio para que o responsável pela alocação possa negociar em prédios de outros cursos a alocação das disciplinas que não poderão ser alocadas no prédio que o sistema executou a alocação.

1.2 Objetivos

O tratamento do problema de geração de horários em escolas carece de bons trabalhos na literatura. Apesar de se encontrar ferramentas disponíveis, poucas tratam de maneira eficiente as restrições reais existentes em escolas. Com este trabalho objetiva-se:

1.2.1 Objetivos Gerais

O cap ıtulo a seguir descreve o sistema desenvolvido neste trabalho, que tem como objetivo otimizar a alocac ¸˜ao de disciplinas nas especificas salas do prédio de uma universidade, neste caso o prédio da FAFICH UFMG, diretamente facilitando a vida do gerente. Por se tratar de um problema especifico do local fica dificil encontrar tecnologias disponiveis para otimizac ¸˜ao do problema, neste o desenvolvimento de um sistema que atenda todas as necessidades exigidas é de grande valia para o responsavel pela alocac ¸˜ao.

Este trabalho envolve conhecimentos de analise de sistemas e desenvolvimento almejando um sistema capaz tratar e otimizar a execução do problema de alocação de salas de uma universidade. Este trabalho possui um grande valor uma vez que pode facilita a vida do responsável pela alocação das salas, por se tratar de um trabalho manual, trabalhoso e que para a execução são necessárias em torno de trinta horas que poderiam estar sendo utilizadas para uma tarefa mais importante.

1.2.2 Objetivos Específicos

Objetivos específicos:

- Desenvolvimento do sistema.

- Apresentação de um modelo matemático acerca do problema;

- Implementação de um algoritmo que solucione o modelo apresentado considerandoas restrições mais comuns para a geração de um horário de qualidade.

- Otimizar o tempo do gestor.

- Eficiência na geração dos relatórios.

1.3 Justificativa

1.4 Organização do Trabalho

Este trabalho está definido da seguinte forma, foi dividido em seis capítulos, sendo este capítulo 1 e mais cinco outros.

O capítulo 2 apresenta o referencial teórico do trabalho, descrevendo os conceitos utilizados para o desenvolvimento do projeto proposto: conceitos de TimeTable e Heurísticas.

No capítulo 3 é apresentada a metodologia do sistema e as tecnologias adotadas para desenvolvimento da solução.

No capítulo 4 iremos descrever e citar detalhadamente as características e propostas de desenvolvimento do sistema desenvolvido, proposto para este trabalho.

A conclusão deste trabalho e considerações finais são mostrados nos capítulos 5 e 6.

Se tiver anexo explicar cada anexo.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

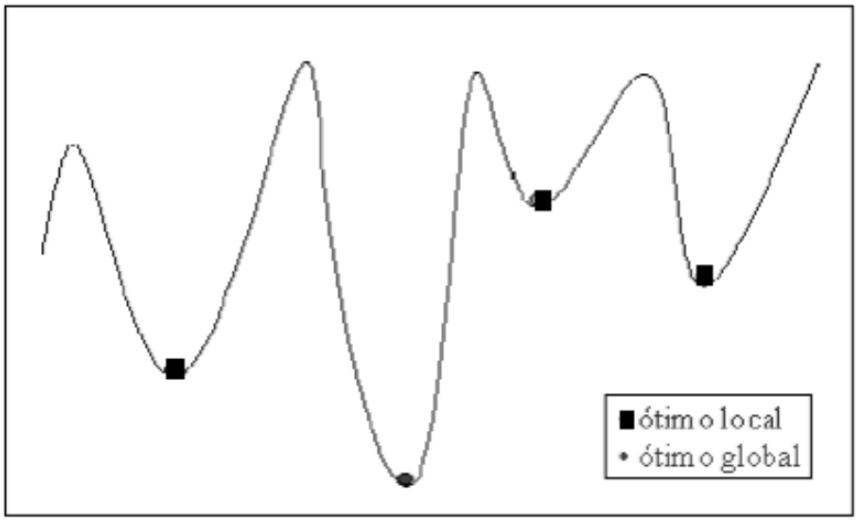
2.1 Problemas de Otimização

Otimização é o processo de encontrar a melhor solução, também chamada de solução ótima para um determinado problema (**??**).

De acordo com (**??**) a constituição de um problema de otimização se deve aos termos vizinhança, ótimo local e ótimo global. O termo vizinhança se trata de um subconjunto do conjunto do problema, ótimo local pode ser tratado como o melhor resultado em uma vizinhança, e ótimo global é a melhor solução encontrada no conjunto de acordo com a função objetivo.

De acordo com a figura 1 pode se observar a relação entre ótimo local e ótimo global em um problema típico de minimização.

Figura 1 – Representação de um problema de minimização com ótimos locais



Fonte: (??)

Segundo (**??**), os problemas de otimização são divididos em duas categorias, problemas com variáveis contínuas e problemas com variáveis discretas. Problemas com variáveis discretas também podem ser conhecidos como Problemas de Otimização Combinatória (POC).

Conforme cita (**??**), o problema de otimização combinatória pode ser denominado como a ação de maximizar ou minimizar uma função objetiva de diversas variáveis sujeita a um conjunto de restrições, dentro de um contexto.

De acordo com (**??**) problemas do tipo POC tratam do estudo matemático para encon-

trar agrupamentos, arranjos ou a seleção ótima de objetos discretos, logo, não permitindo, a utilização de métodos clássicos de otimização contínua para sua resolução.

Segundo (**??**) a ocorrência de problemas de otimização combinatória podem acontecer em diversas áreas, projetos de sistemas de distribuição de energia elétrica, posicionamento de satélites, roteamento ou escalonamento de veículos, sequenciamento de genes e DNA, classificação de plantas e animais.

De acordo com (**??**) em problemas de otimização combinatória, cujo universo de dados é grande e existe um grande número de combinações, o que torna inviável a análise de todas soluções possíveis em um tempo adequado, utilizamos as heurísticas, também conhecidas como algoritmos heurísticos, que são métodos que compõem uma gama de soluções para problemas de otimização combinatória.

2.2 Heurística

O termo heurística é derivado do grego *heuriskein*, o que significa descobrir ou achar. De acordo com (**??**) o significado da palavra em pesquisa operacional vai um pouco além da raiz etimológica. Segundo (**??**), heurísticas são consideradas métodos de aproximação ou métodos de busca de solução, deve se levar em consideração que não exista uma garantia formal de seu desempenho e uma garantia de que estas heurísticas que iram encontrar uma solução. As heurísticas, apesar de não garantirem encontrar a solução ótima para um problema, procuram por soluções consideradas de boa qualidade em um tempo computacional razoável.

Segundo (**??**) heurísticas são necessárias para implementação de problemas NP Difícil, caso deseje-se resolver tais problemas em um tempo razoável.

Ressalta-se que dentre as heurísticas, as chamadas meta-heurísticas, merecem especial atenção pois adotam técnicas para amenizar, a dificuldade que os métodos heurísticos têm de escapar dos ótimos locais. As meta-heurísticas podem partir em busca de regiões mais promissoras no espaço de soluções, alem disto, as meta-heurísticas possuem grande abrangência, podendo ser aplicada à maioria dos problemas de otimização combinatória.(**??**)

Segundo (**??**) uma heurística é a instanciação de uma meta-heurística, ou seja, a aplicação da mesma em um problema específico de otimização.

Como exemplos de meta-heurísticas temos Busca Tabu (*Tabu Search*), Otimização por

Colônias de Formigas (*Ant Colony Optimization*), Recozimento Simulado (*Simulated Annealing*) e Algoritmo Genético (*Genetic Algorithm*).

2.2.1 Busca Tabu

Busca tabu (BT) é uma meta-heurística adaptativa, que utiliza uma estrutura de memória através de uma lista, contendo um histórico de evolução para evitar que o processo de busca forme ciclos, ou seja, o retorno a um ótimo local previamente visitado (**??**) , (**??**) e (**??**).

Segundo (**??**) BT foi desenvolvida por (**??**) com o objetivo de encontrar soluções para problemas de programação linear. Ao formalizar a técnica, o autor publicou uma serie de trabalhos envolvendo diversas aplicações da meta-heurística.

Basicamente o funcionamento do BT a feito partir da definição de uma população inicial S_0, o algoritmo explora cada iteração, de um subconjunto V da vizinhança N(S) da solução corrente S. O membro S' de V com melhor valor nessa região segundo a função f(.) torna-se a nova solução corrente mesmo que S' seja pior que S isto é, que f(S') $>$ f(S) para um problema de minimização(**??**). A figura 2 representa o pseudocódigo do algorítimo da Busca Tabu.

Segundo (**??**) o algorítimo tem um intensivo uso de memória o que é uma característica essencial deste método. Para o autor o uso da memória pode ajudar a intensificar a busca em regiões com grande chances de se encontrar o resultado, ou até mesmo, diversificar a busca através de regiões inexploradas.

De acordo com (**??**) devemos adotar alguns procedimentos para que o processo de busca tenha um melhor resultado, listas tabu dinâmicas, passagens por regiões planas, intensificação, diversificação,*path relinking*. Listas tabu dinâmicas tem como objetivo evitar que o algorítimo entre em processo de ciclo.Passagens por regiões planas pode levar o algorítimo a pensar que não existem melhoras significativas na qualidade das soluções e atingir o critério de parada, para evitar esta situação é necessário aumentar o tamanho da lista tabu enquanto o algorítimo estiver passando pela região plana e voltar a reduzir quando houver mudança no valor da função objetiva.Intensificação são técnicas utilizadas para concentrar os esforços da pesquisa em regiões consideradas promissoras. Diversificação é uma técnica que utiliza memória de longo prazo para redirecionar a pesquisa para regiões que ainda não foram suficientemente exploradas. PathRelinking trada ta intensificação de incorporar atributos de soluções de boa

Figura 2 – Representação do pseudocódigo do algorítimo da Busca Tabu

procedimento $BT(f(.), N(.), A(.), |V|, f_{min}, |T|, BTmax, s)$
1 $s^{\star} \leftarrow s$; {Melhor solução obtida até então}
2 $Iter \leftarrow 0$; {Contador do número de iterações}
3 $MelhorIter \leftarrow 0$; {Iteração mais recente que forneceu $s^{\star}$}
4 $T \leftarrow \emptyset$; {Lista Tabu}
5 Inicialize a função de aspiração A;
6 enquanto $(f(s) > f_{min}$ e $Iter - MelhorIter < BTmax)$ faça
7 $Iter \leftarrow Iter + 1$;
8 Seja $s' \leftarrow s \oplus m$ o melhor elemento de $V \subset N(s)$ tal que
o movimento m não seja tabu $(m \notin T)$ ou
s' atenda a condição de aspiração $(f(s') < A(f(s)))$;
9 $T \leftarrow T -$ {movimento mais antigo} + {movimento que gerou s'};
10 Atualize a função de aspiração A;
11 $s \leftarrow s'$;
12 se $(f(s) < f(s^{\star}))$ então
13 $s^{\star} \leftarrow s$;
14 $MelhorIter \leftarrow Iter$;
15 fim-se;
16 fim-enquanto;
17 $s \leftarrow s^{\star}$;
18 Retorne s;
fim BT;

Fonte: (??)

qualidade (chamadas de soluções elite), em seguida explora caminhos que contenham uma ou mais soluções de elite.

Ainda segundo (**??**) uma característica importante do método é que a solução final tem pouca ou nenhuma dependência da escolha feita para a solução inicial, isso graças aos mecanismos implementados pelo método, que fogem de ótimos locais.

2.2.2 Recozimento Simulado

Técnica de busca local probabilística, proposta originalmente por (**??**), que se fundamenta em uma analogia com a termodinâmica, ao simular o resfriamento de um conjunto de átomos aquecidos.

Isto é, conforme (**??**) em analogia a física da matéria: levando um cristal a sua temperatura de fusão, as moléculas estão desordenadas e se agitam livremente. Ao resfriar-se a amostra de maneira infinitamente lenta, as moléculas vão adquirir a estrutura cristalina estável que tem

um nível de energia mais baixo possível.

Segundo (**??**) o processo se inicia com um membro qualquer do espaço de soluções, normalmente gerado aleatoriamente, e seleciona um de seus vizinhos randomicamente. Se este vizinho for melhor que o original ele é aceito e substitui a solução corrente. Se ele for pior por uma quantidade , ele é aceito com uma probabilidade e -/T , onde T decresce gradualmente conforme o progresso do algoritmo. Esse processo é repetido até que T seja tão pequeno que mais nenhum movimento seja aceito. A melhor solução encontrada durante a busca é tomada como uma boa aproximação para a solução ótima. Originalmente, Simulated Annealing foi derivado de simulações em termodinâmica e por esta razão o parâmetro T é referenciado como temperatura e a maneira pela qual ela é reduzida é chamada de processo de resfriamento.

A figura 3 representa o pseudocódigo do algoritmo Simulated Annealing.

Figura 3 – Representação do pseudocódigo do algorítimo Simulated Annealing

```
procedimento SA(f(.), N(.), α, SAmax, T0, s)
1  s* ← s;                 {Melhor solução obtida até então}
2  IterT ← 0;              {Número de iterações na temperatura T}
3  T ← T0;                 {Temperatura corrente}
4  enquanto (T > 0) faça
5     enquanto (IterT < SAmax) faça
6        IterT ← IterT + 1;
7        Gere um vizinho qualquer s' ∈ N(s);
8        Δ = f(s') − f(s);
9        se (Δ < 0)
10          então
11             s ← s';
12             se (f(s') < f(s*)) então s* ← s';
13          senão
14             Tome x ∈ [0, 1];
15             se (x < e^(−Δ/T)) então s ← s';
16       fim-se;
17    fim-enquanto;
18    T ← α × T;
19    IterT ← 0;
20 fim-enquanto;
21 s ← s*;
22 Retorne s;
fim SA;
```

Fonte: (??)

Conforme (**??**) a analogia com a otimização (combinatória ou não) é bastante direta. Os estados da matéria são as soluções realizáveis, a quantidade objetiva substitui a energia, os estados metaestáveis da matéria sendo ótimos locais e a estrutura cristalina corresponde ao ótimo global.

2.2.3 Algoritmos genéticos

Conforme cita (**??**), os algoritmos genéticos foram introduzidos por (**??**), com intuito de aplicar a teoria da evolução das espécies elaborada por (**??**) utilizando os conceitos da evolução biológica como genes, cromossomos, cruzamento, mutação e seleção na computação procurando explicar rigorosamente processos de adaptação em sistemas naturais e desenvolver sistemas artificiais (simulados em computador) que mantenham os mecanismos originais, encontrados em sistemas naturais.

Segundo (**??**), o processo de evolução executado por um algoritmo genético corresponde a um procedimento de busca no espaço de soluções potenciais para o problema e, como enfatiza (**??**), esta busca requer um equilíbrio entre dois objetivos aparentemente conflitantes: a procura das melhores soluções na região que se apresenta promissora ou fase de intensificação e a procura de outra região ou exploração do espaço de busca, também conhecida como diversificação.

Ainda segundo (**??**), os algoritmos genéticos têm se mostrado ferramentas poderosas para resolver problemas onde o espaço de busca é muito grande e os métodos convencionais se mostraram ineficientes.

Mitchel (**??**) cita que a terminologia biológica é muito importante para a compreensão do funcionamento dos algoritmos genéticos. Eis os principais termos:

• Cromossomo: estrutura que representa uma determinada característica da solução ou a própria solução;

• Gene: característica particular de um cromossomo. O cromossomo é composto por um ou mais genes.

• Alelo: valor de determinado gene;

• Locus: determinada posição do gene no cromossomo;

• Genótipo: estrutura que codifica uma solução. Um genótipo pode ser formado por um ou mais cromossomos;

• Fenótipo: decodificação ou o significado da estrutura;

• Fitness: significa aptidão. O quanto o indivíduo é apto para determinado ambiente;

As principais características que diferenciam os algoritmos genéticos de métodos tradicionais são (**??**):

• Parâmetros: os algoritmos genéticos trabalham com a codificação dos parâmetros e não com os parâmetros propriamente;

• Número de soluções: os algoritmos genéticos trabalham com uma população de indivíduos (representando um conjunto de soluções) e não com uma única solução;

• Avaliação das soluções: os algoritmos genéticos utilizam informações de custo ou recompensa penalizando ou premiando determinadas características das soluções;

• Regras: os algoritmos genéticos utilizam regras probabilísticas e não determinísticas;

O algoritmo genético é uma forma da estratégia gerar-e-testar realizando os testes baseados nos parâmetros da evolução biológica. Uma desvantagem notável é a variação dos operadores genéticos do algoritmo em cada problema. Dessa forma, para resolução de determinado problema, torna-se necessário um estudo particular a respeito do mesmo.

O algoritmo genético atua sobre uma população fazendo com que esta evolua de acordo com uma função de avaliação. O funcionamento é iterativo iniciando com a geração de uma população inicial que pode ser aleatória ou não, seguida do processo de avaliação, seleção, cruzamento e mutação, que ocorre a cada iteração até que seja atingido algum critério de parada. Os passos gerais de um algoritmo genético são ilustrados na figura Figura XXXX. Cada passo pode ser realizado de várias maneiras e pode variar de problema para problema (**??**).

Figura Etapas de um Algoritmo Genético Básico

2.3 TimeTabling

Segundo (**??**) os problemas de programação de horários (PPH), também conhecidos como *TimeTabling*, são os problemas que mais se destacam nas organizações acadêmicas. De acrodo com (**??**) estes problemas são divididos em três categorias *school timetabling*, *course timetabling* e *examination timetabling*.

School TimeTabling: Se trata basicamente da geração de horários semanais, em escolas de segundo grau, onde deve-se evitar os choques entre os horários das disciplinas e que cada professor receba apenas uma turma para cada horário. Neste caso o aluno recebe um número fixo de disciplinas a serem cursadas.

Course TimeTabling: Diz respeito à alocação de aulas de uma universidade típica. Neste problema os alunos podem escolher as matérias em que vão se matricular, portando o problema tem como objetivo minimizar os possíveis choques entre as disciplinas, professores e horários disponibilizados pela instituição de ensino.

Examination TimeTabling: Aborda o problema de programação de horários dos exames da instituição, de maneira que, disciplinas que tenham alunos em comum, distanciem o máximo possível as datas dos exames.

Segundo (**??**) o problema de programação de horários vem sendo abordado desde a década de 60, sendo que os primeiros trabalhos a se destacarem foram realizados na década de 80.

O Problema de Alocação de Salas (PAS) também conhecido como *Classroom Assignment* é tratado como parte do problema de programação de cursos universitários *course timetabling*. Segundo (**??**) varias instituições universitárias se deparam com o PAS durante o início de cada semestre letivo, este problema é considerado NP-Difícil por (**??**) e (**??**), com isto, a determinação da solução ótima do problema, em um período de tempo aceitável se torna uma tarefa difícil.

Segundo (**??**) o problema deve considerar que as disciplinas dos cursos universitários já tenham seus horários de início e de término definidos. O problema se resume então na alocação das disciplinas às salas desta universidade respeitando os horários destas disciplinas e as demais restrições exigidas.

Segundo (**??**) boa parte das universidades ainda resolvem este problema de forma manual, o que torna o processo árduo e demorado, podendo levar vários dias para ser concluído.

Uma vez que é de extrema dificuldade encontrar a solução ótima do PAS em tempo razoável, este problema é normalmente tratado através de técnicas heurísticas, que apesar de não garantirem encontrar a solução ótima do problema, são capazes de retornar uma solução de qualidade em um tempo adequado. As meta-heurísticas surgiram como uma alternativa para amenizar a dificuldade que os métodos heurísticos tem de escapar dos chamados ótimos locais.(**??**).

Segundo (**??**) o PAS pertence a classe de Problemas de Otimização Combinatória (POC).

2.4 Trabalhos Relacionados

trabalho do marinho que usa tabu. trabalho da silvia que usa Recozimento Simulado (Simulated Annealing). trabalho da leonardo que usa Algoritmos Genéticos (AG). achar algum

trabalho que utiliza o algoritimo das formigas. falar porque o trabalho do cara se assemelha ao meu trabalho.

3 METODOLOGIA

A resolução deste trabalho está dividida na seguinte sequencia descrição do ambiente, análise e algorítimo.

A implementação do sistema se deve primeiramente a configuração do ambiente para o início do desenvolvimento os seguintes passos devem ser tomados para que o ambiente seja reproduzido novamente. Primeiramente deve se instalar o SGBD PostgreSQL, logo em seguida deve se instalar o JAVA 7 em sua maquina, para validar a instalação deve-se executar o seguinte comando ”java -version javac -version”a mensagem descrita na figura XX deve ser mostrada.

Figura 4 – Versão Java

Fonte: Autor

Após a instalação do java deve-se instalar o Play! framework seguindo os passos encontrados no site (**??**) para validar a instalação do Play! deve se executar o comando ”play version”e o *prompt* de comando deve retornar a mensagem conforme mostra a figura figura XX.

Figura 5 – Versão Framework

Fonte: Autor

Uma vez que o ambiente já está configurado devemos inciar um projeto no framework instalado através do comando ”play new nomeDoProjeto”, a partir dai é possível escolher IDE que será utilizada.

Foi criado um *script* para criação do banco de dados e população inicial das informações como, prédios, salas, turnos, horários, e disciplinas com informações que são necessárias em

todo inicio de semestre na instituição de ensino escolhida.

PQ do algoritimo genetico segundo renand dupas a escolha de algoritimoes geneticos se dá através de uma comparação com outras técnicas e através disso de uma evidenciação das vantagens de sua utilização , logo o algoritimo genetico foi escolhido para este trabalho.

População inicial = –UMA NOVA ABORDAGEM PARA AUMENTAR A DIVERSIDADE.pdf

modelo matematico —-APLICAÇÃO DE MODELO MATEMÁTICO, ABORDAGEM HEURÍSTICA E MÉTODO MISTO NA OTIMIZAÇÃO DA PROGRAMAÇÃO DE HORÁRIO DOS PROFESSORESTURMAS.pdf

restrições do problema e modelo matematico http://www.dcc.ufla.br/infocomp/artigos/v4.3/art08.pdf

Foi realizada uma análise dos requisistos atravez de entrevista com o steakholder, após as entrevistas a modelagem de dados foi realizada de acordo com a demanda do projeto, para o desenvolvimento destes diagramas foi utilizadas a UML (Universal Modeling Language). Os seguintes diagramas foram desenhados, diagrama de caso de uso, diagrama de classe e diagrama de entidade relacionamento. Foram escolhidos os seguintes diagramas para que o sistema tenha uma documentação minima tendo em vista que o foco do trabalho é a resolução do problema de timetable através da utilização do algoritimo genetico.

Por se tratar de um sistema complexo, antes de iniciar a implementação do sistema fez-se necessário a sua modelagem. Segundo Elmasri Navathe (2005) as metodologias de modelagem de dados de objetos como UML (Universal Modeling Language – Linguagem de Modelagem Universal) estão se tornando cada vez mais populares no projeto e engenharia de software. Essas metodologias vão além do projeto de um banco de dados, especificando o projeto detalhado dos módulos de software e suas interações, utilizando vários tipos de diagramas.

3.1 Ferramentas Utilizadas

Este trabalho conta com a utilização de tecnologias proprias para o desenvolvimento de sistemas web, foram utilizadas as seguintes ferramentas: Para SGBD foi o utilizado PostgreSQL; No back-end foi utilizado Java e o *framework Play!*; No front-end as tecnologias utilizadas foram HTML, CSS, JavaScript e *framework AngularJS* e a IDE utilizada *Eclipse*.

3.1.1 Sistema de Gerenciamento de Banco de Dados

O SGBD escolhido foi o PostgreSQL pelo fato de ser uma ferramenta open-source e que trabalha perfeitamente com o framework escolhido Play!, uma vez que utilizado em projetos anteriores não foram apresentados conflitos entre o framework e o SGBD. A seguir pode ser notar que é uma ferramenta robusta e que tem visão no mercado internacional.

O PostgreSQL é um poderoso sistema gerenciador de banco de dados objeto-relacional de código aberto. Tem mais de 15 anos de desenvolvimento ativo e uma arquitetura que comprovadamente ganhou forte reputação de confiabilidade, integridade de dados e conformidade a padrões. Roda em todos os grandes sistemas operacionais. É totalmente compatível com ACID, tem suporte completo a chaves estrangeiras, junções (JOINs), visões, gatilhos e procedimentos armazenados (em múltiplas linguagens). Inclui a maior parte dos tipos de dados do ISO SQL:1999, incluindo INTEGER, NUMERIC, BOOLEAN, CHAR, VARCHAR, DATE, INTERVAL, e TIMESTAMP. Suporta também o armazenamento de objetos binários, incluindo figuras, sons ou vídeos. Possui interfaces nativas de programação para C/C++, Java, .Net, Perl, Python, Ruby, Tcl, ODBC, entre outros, e uma excepcional documentação.(**??**)

Para a resolução do problema de timetable foi escolhido o algoritimo genetico, a escolha do algoritimo foi devida a grande utilização do mesmo para resolução de problemas do tipo NP-dificil que foram encontrados na literatura.

3.1.2 Ferramentas Back-end

Foi escolhida uma linguagem de programação Java por ser orientada a objeto. Tambem foi escolhido o *Play! framework*, para que o desenvolvimento aconteça de forma mais rápida, fácil e eficiente.

Java foi criada pela Sun Microsystems para desenvolver inovações tecnológicas em 1992, time liderado por James Gosling. O Java utiliza do conceito de máquina virtual, onde existe, entre o sistema operacional e a aplicação, uma camada extra responsável por ẗraduzir¨ mas não apenas isso - o que sua aplicação deseja fazer para as respectivas chamadas do sistema operacional, onde ela está rodando no momento. Sua aplicação roda sem nenhum envolvimento com o sistema operacional, sempre conversando apenas com a JVM - Java Virtual Machine

(**??**).

Em 2009 a Oracle comprou a Sun, fortalecendo a marca. A Oracle sempre foi, junto com a IBM, uma das empresas que mais investiram e fizeram negócios através do uso da plataforma Java. Em 2011 surge a versão Java 7 com algumas pequenas mudanças na linguagem (**??**).

The Play! É um moderno framework MVC de alta produtividade, que utiliza Java e Scala para o desenvolvimento web, open-source , utiliza templates, hibernate e JUnit em sua arquitetura. Existe duas versões do framework Play! 1 e Play2! este trabalho utiliza a versão 1 do framework(**??**).

3.1.3 Ferramentas Front-end

As ferramentes de Front-end descritas abaixo, foram escolhidas devida a gande utilização na web grande parte dos sites contem HTML, CSS ou JavaScript em algum trexo de seu código, foi escolhido tambem o framework AngularJS para que o desenvolvimento ocorra de maneira agil e mais rapida.

HTML que é defindo por (*HyperText Markup Language*) ou linguagem de marcação, é uma linguagem que é utilizada no desenvolvimento de paginas web (**??**).

Cascading Style Sheets (CSS) é uma tecnologia utilizada para adicionar estilos como cores, fontes, espaçamentos em documentos escritos em uma linguagem de marcação como exemplo o HTML (**??**).

JavaScript é uma linguagem de script utilizada no desenvolvimento de paginas na web, atualmente é a principal linguagem para programação client-side em navegadores web. Todas as paginas de HTML modernas estão usando JavaScript para adicionar funcionalidades e para se comunicar com os webServers(**??**).

Angularjs é um *framework JavaScript* construido e mantido pelo grupo de engenheiros do Google, ele usa o HTML como uma *template engine*, tudo isso no intuito de fornecer uma solução completa para o cliente-side de sua aplicação. Além disso tem total compatibilidade com as bibliotecas javascript mais utilizadas, como jQuery. É um novo conceito para desenvolvimento de web apps client-site.(**??**)

3.1.4 IDE

O Eclipse é uma IDE (*integrated development environment*). Diferente de uma RAD(*Rapid Application Development*), onde o objetivo é desenvolver o mais rápido possível através do arrastar-e-soltar do mouse, onde montanhas de código são gerados em background, uma IDE te auxilia no desenvolvimento, evitando se intrometer e fazer muita mágica (**??**).

O Eclipse é a IDE líder de mercado. Formada por um consórcio liderado pela IBM, possui seu código livre. A última versão é a 4.3, mas com qualquer versão posterior a do 3.1 você terá suporte ao Java 5, 6 e 7 (**??**).

Está IDE foi escolhida devido ao grande reconhecimento mundial, por sua eficiencia ao se trabalhar com a linguagem de programação Java, por ser open-source e pela existencia de varias ferramentas criadas pela comunidade, para o auxilio no desenvolvimento de softwares.

4 SISTEMA DESENVOLVIDO

Todo início de semestre instituições de ensino se deparam com o PAS, um problema de alocação de salas, que tem sua complexidade definia como NP-Difícil, logo a resolução manual de problemas desse tipo, se torna inviável em um espaço de tempo curto, para isto são utilizadas meta-heurísticas que são métodos de aproximação, que ajudam a encontrar uma solução em um conjunto de soluções viáveis. Este trabalho utiliza informações fornecidas pela FAFICH UFMG, nestas informações estão contidas salas com suas propriedades, e disciplinas enviadas pelos colegiados com suas restrições de horários e informações básicas de cada uma. A resolução do problema PAS consiste então na alocação de todas as disciplinas enviadas pelos colegiados respeitando as restrições do problema. A técnica utilizada para tentar solucionar o problema é chamada de algorítimo genético uma meta-heurística bastante utilizada na resolução de problemas deste tipo.

4.1 Modelagem

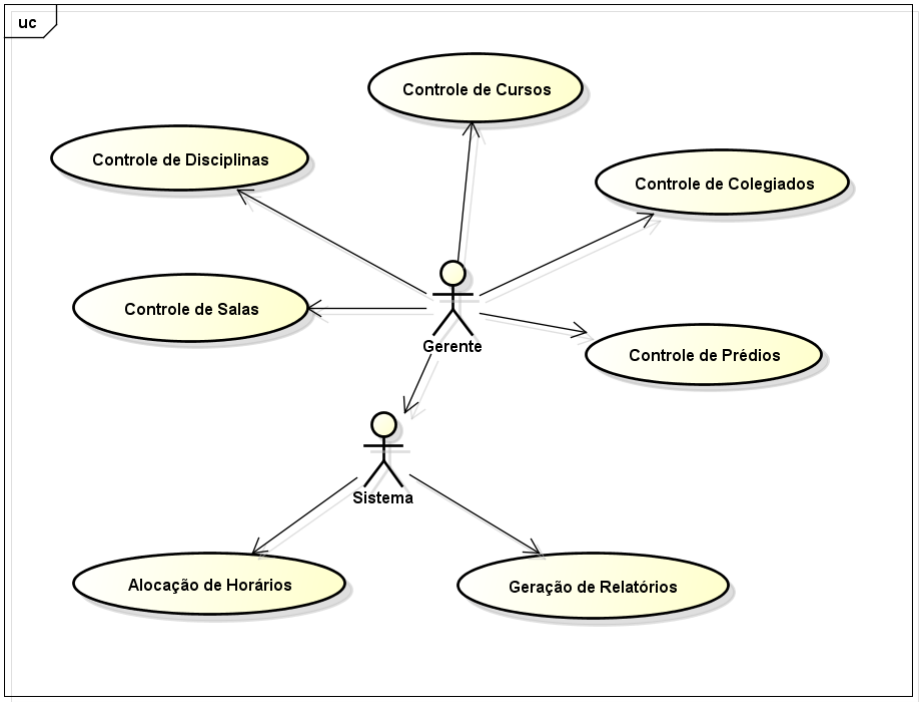
4.1.1 Diagramas de caso de uso

A Figura XX descreve todas as funcionalidades que o sistema possui, essas funcionalidades foram dividias em 2 atores ”Gerente”e ”Sistema”cada um ligado com suas respectivas funcionalidades, porem, o ”Gerente”pode acessar o ator ”Sistema”para ter acessos funcionalidades que são encontradas no mesmo. O sentido das setas informa o que cada ator pode acessar no sistema.

As funcionalidades controle de turnos, controle de horários, controle de prédios, controle de salas, controle de cursos, controle de colegiados, controle de períodos e controle de disciplinas são disponibilizadas através de módulos com as funcionalidades *Create, Read, Update, Delete* (CRUD) para que o responsável tenha total controle sobre as informações a serem administradas.

Já as funcionalidades alocação de horários e geração de relatórios, são rotinas executadas pelo ”Sistema”. A funcionalidade alocação de horários é uma rotina que utiliza conceitos de

Figura 6 – Diagrama de Caso de Uso



Fonte: Desenvolvido pelo autor

algorítimo genético para encontrar a melhor solução do problema e a funcionalidade geração de relatórios mostra para o ”Gerente”o melhor resultado de alocação encontrado pelo algorítimo.

4.1.2 Diagrama de Entidade Relacionamento

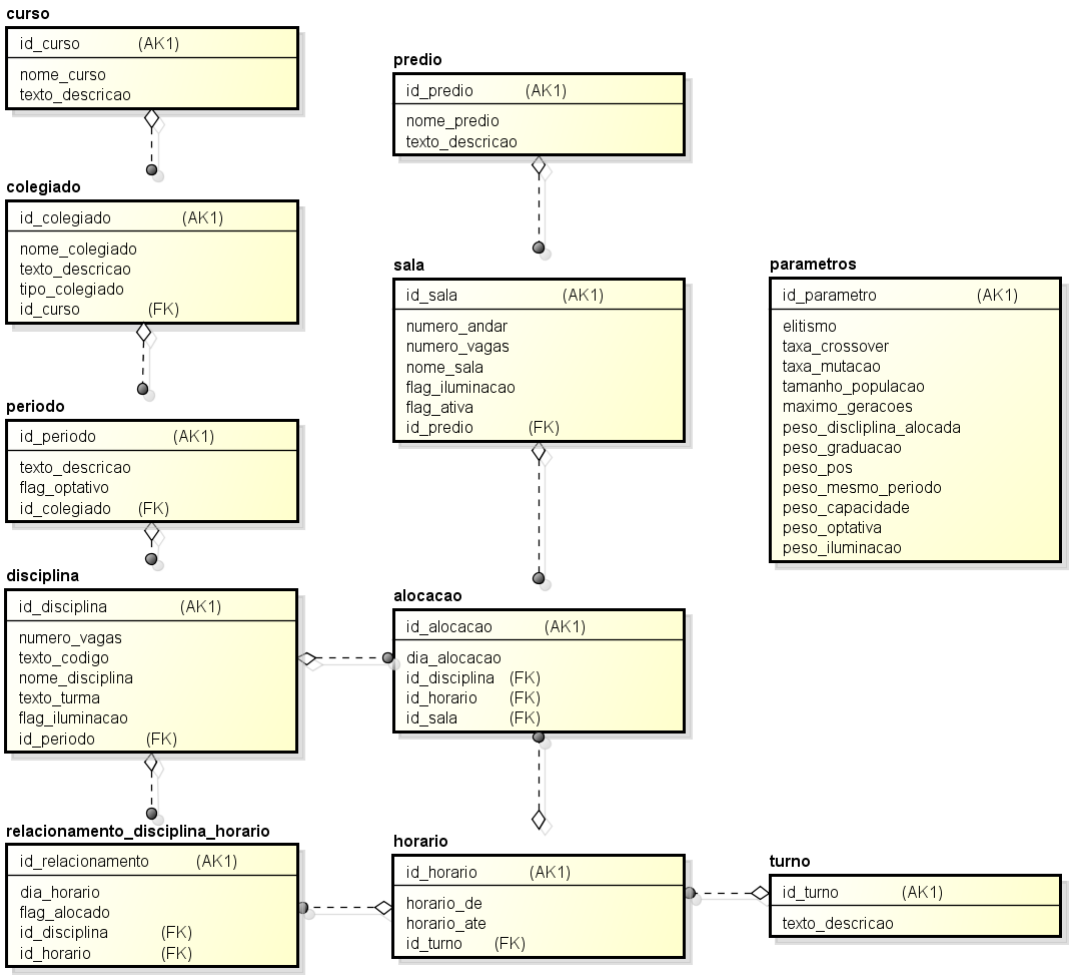
Na Figura XX mostra o relacionamento das tabelas no sistema atraves do diagrama de entidade relacionamento.

As tabelas curso, colegiado, período, disciplina, sala, prédio, turno, horário são utilizadas para armazenar as informações dos respectivos objetos que são controlados pelos módulos de CRUD e suas respectivas funcionalidades.

A tabela relacionamento_disciplina_horário, salva as obrigatoriedades dos horários das disciplinas, uma vez que, todos os horários são montados pelos colegiados e não pelo responsável pela alocação das disciplinas nas salas.

A tabela alocação contem o relacionamento de disciplina, horário e sala o que corresponde a melhor alocação encontrada pelo algorítimo. O item disciplina pode ter o seu valor como nulo o que significa que em um especifico horário e em uma determinada sala não existe

Figura 7 – Diagrama de Entidade Relacionamento



Fonte: Desenvolvido pelo autor

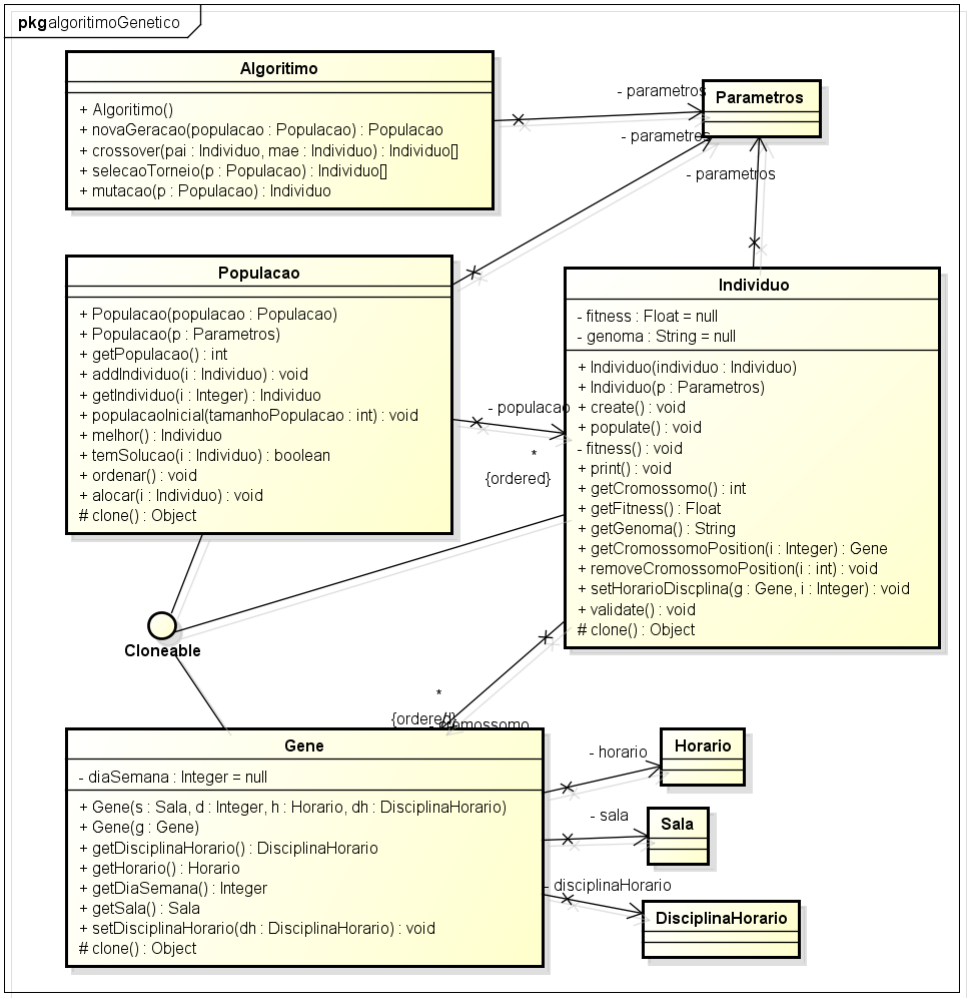
disciplina alocada.

A tabela parâmetro é utilizada apenas para guardar os últimos parâmetros utilizados na execução do algorítimo genético.

4.1.3 Diagramas de classe

Este diagrama é das classes do algorítimo genético, as classes do sistema em geral não serão abordados. Quando terminar o codigo revisar e explicar.

Figura 8 – Diagrama de Classe



Fonte: Desenvolvido pelo autor

4.2 Algorítimo Genético

Após a execução da modelagem do sistema com pleno conhecimento do problema e o levantamento bibliográfico sobre algorítimos genéticos, foi feito o relacionamento do problema com os termos da biologia. A seguir serão apresentados os itens da biologia utilizados no desenvolvimento do algorítimo juntamente com sua ligação com o problema.

4.2.1 Indivíduo

O fitness do indivíduo é calculo através da função objetivo que será abordada em outro tópico, brevemente explicando se trada de um valor que vai de 0 a 100 onde 100 é a pontuação máxima do indivíduo está nota é alcançada quando todos os requisitos de alocação desejados foram atendidos.

O termo gene representado pela figura XX possui uma combinação de quatro variáveis sala, dia da semana, horário e o relacionamento de obrigatoriedade ”disciplina horário”. As variáveis sala, horário e dia da semana são fixas, não podem ser nulas uma vez que todas as combinações possíveis destas três variáveis formam um cromossomo que tem um tamanho fixo para todos os indivíduos.

Um gene com o relacionamento ”disciplina horário”igual a nulo, representa um horário vago para aquela combinação especifica de sala, horário e dia da semana.

Figura 9 – Representação Gene

Gene			
Sala	Dia da Semana	Horário	Relacionamento
2	3	4	2

Gene			
Sala	Dia da Semana	Horário	Relacionamento
2	3	5	null

Fonte: Desenvolvido pelo autor

Um cromossomo é uma sequência de genes, esta sequência tem um tamanho fixo e pode ser medido pela seguinte formula (número de Salas * número de Horários * número de dias da semana). Inicialmente o individuo contem todas as variáveis relacionamentos de obrigatoriedade nulas, estas variáveis serão preenchidas randomicamente na criação da população inicial que em breve será explicada. O cromossomo do indivíduo preenchido com os relacionamentos de obrigatoriedades representa uma alocação, está alocação é medida pela sua pontuação de fitness, podendo ser ou não o resultado do problema. Os valores utilizados na representação do cromossomo na figura XX são os ID’s do relacionamento de obrigatoriedade entre horário e disciplina, em caso de horário vago em um determinado gene esta variável terá o valor nulo.

O termo indivíduo é então composto pelo cromossomo juntamente com a pontuação adquirida após a execução do método de calculo de fitness, a figura XX demonstra a representação de um indivíduo.

Figura 10 – Representação Cromossomo

Cromossomo							
1	null	null	3	4	null	...	7

Fonte: Desenvolvido pelo autor

Figura 11 – Representação Individuo

Individuo								
Fitness	Cromossomo							
12.0	1	null	null	3	4	null	...	7

Fonte: Desenvolvido pelo autor

4.2.2 População

Uma população, quando relacionada aos termos genéticos se trata de um conjunto de indivíduos, também representa uma interação do algorítimo genético, ou seja uma geração. A manipulação da população e de suas propriedades é feita através de parâmetros, enviados antes da execução do algorítimo, estes parâmetros são elitismo, taxa de crossover, taxa de mutação, tamanho da população e número máximo de gerações.

De acordo com os parâmetros passados é criada a população inicial. Para cada indivíduo criado é utilizado um método para inserir randomicamente todos os registros de relacionamento de obrigatoriedade entre disciplina e horário em cada um dos genes que previamente foram criados como nulos, estes indivíduos são criados até que a população atinga o tamanho da população que deve ser igual ao parâmetro tamanho da população.

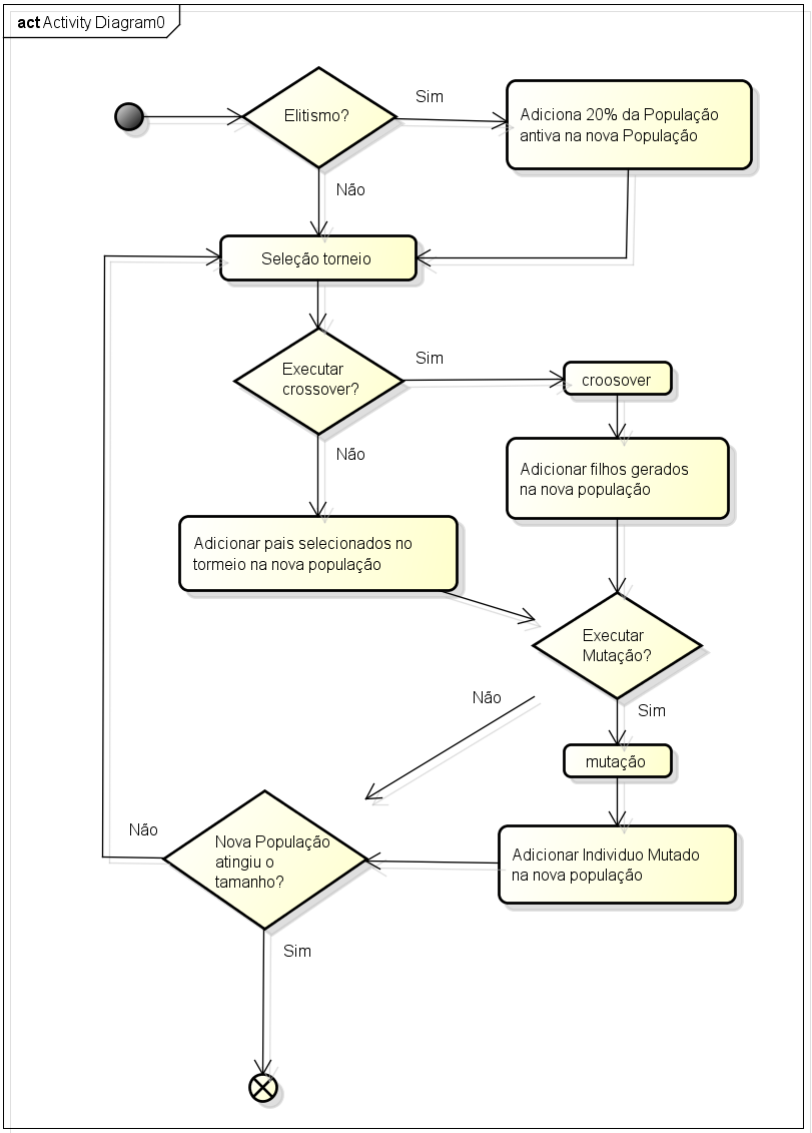
Para cada geração, é criada uma nova população a partir da população criada na geração anterior, se o operador genético elitismo estiver com o valor verdadeiro, iniciamos está nova população com 20% dos melhores indivíduos da população anterior, os melhores indivíduos de uma população são indicados pelas maiores pontuações de fitness.

Durante a criação da nova população podemos ter duas operações ocorrendo mutação e crossover, para a execução destes operadores genéticos são utilizadas porcentagens enviadas pelos parâmetros do algorítimo. Para que estas operações genéticas aconteçam são utilizados valores randomicos para serem comparados com as taxas de mutação e crossover. Em cada interação da criação desta nova população são selecionados por torneio dois indivíduos que serão denominado como pais para serem utilizados na operação de crossover, se a condição da taxa de execução for verdadeira os pais serão descartados e os filhos serão gerados a partir

dos genes dos pais através de uma combinação, logo sem seguida serão adicionados na nova população, em caso de falso os pais serão os indivíduos adicionados na nova população.

Para se utilizar a operação de mutação novamente é utilizado outro valor randominco se a condição for verdadeira um indivíduo da população anterior é selecionado e o mesmo sofrerá a mutação genética, o individuo antes da mutação genética é descartado e o novo indivíduo que sofreu a mutação é adicionado na nova população. O fluxo de uma nova população é descrito na figura XX.

Figura 12 – Fluxo Nova População



Fonte: Desenvolvido pelo autor

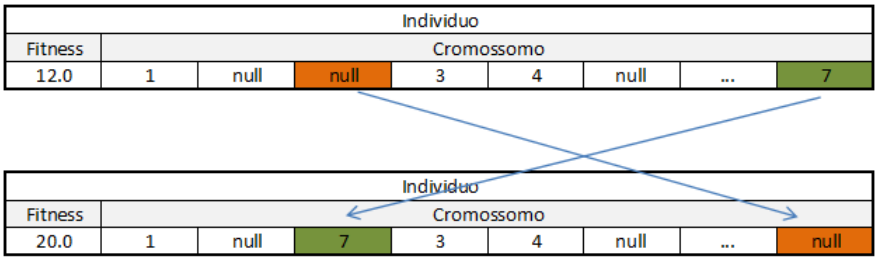
4.2.3 Operadores genéticos

Um dos operadores genéticos utilizados neste trabalho conforme citado anteriormente é o elitismo, este operador genético com valor verdadeiro garante a seleção 20% dos melhores indivíduos para a próxima geração.

Mutação é a inversão genética dos genes de um indivíduo escolhido randomicamente da população anterior, apos a realização da mutação genética o individuo é inserido na nova população.

Primeiramente são escolhidos de forma randômica dois genes do cromossomo, apos a escolha dos genes a serem trocados, é feita a troca dos genes de posição, no caso apenas a relação de obrigatoriedade é trocada, permanecendo as outras propriedades, então retornado um novo indivíduo que tem a composição genética alterada. Apos a mutação este indivíduo recebe uma nova nota de fitness de acordo com a sua nova sequencia de genes, está nota pode ser maior ou menor do que a anterior.

Figura 13 – Representação Mutação



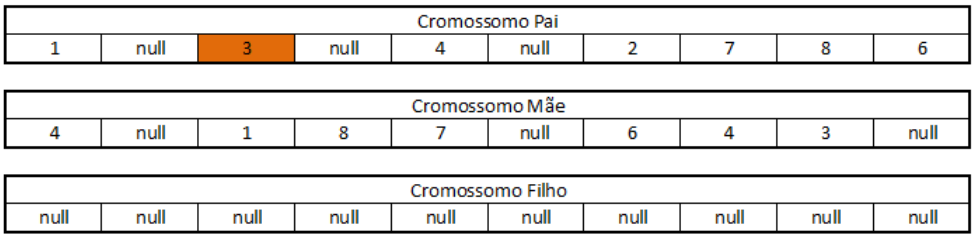
Fonte: Desenvolvido pelo autor

O método seleção por torneio é utilizado para selecionar os indivíduos que iram participar do *crossover*, o método escolhe três indivíduos da população anterior randomicamente, e dos três indivíduos escolhidos os dois que contem a maior pontuação de *fitness* são selecionados e enviados para o *crossover*.

Para o método de *crossover* inicialmente é escolhido um ponto de corte para se realizar o cruzamento entres os pais (pai e mãe). A figura XX apresenta os indivíduos antes do cruzamento e o indivíduo pai marcado com o ponto de corte.

Após a escolha o filho 1 recebe todos os genes contidos no pai que estão antes do valor do ponto de corte, devemos lembrar que o filho é um indivíduo e que os mesmo já contem o numero de genes pré definidos e nulos quando criados, quando ocorre a troca genética estamos

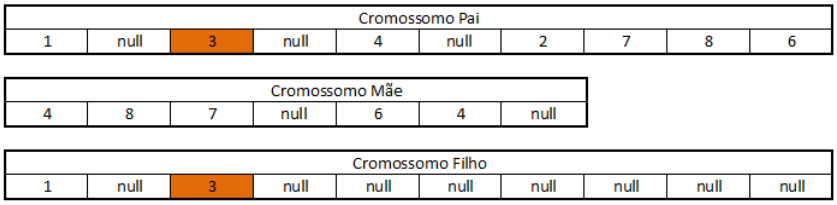
Figura 14 – Indivíduos antes do crossover



Fonte: Desenvolvido pelo autor

falando do envio das obrigatoriedades das disciplinas em relação aos horários. Para que não ocorra a repetição das informações contidas no pai e na mãe, os genes já utilizados no ponto de corte são removidos do indivíduo mãe. A marca no cromossomo filho representa o ponto de corte. Conforme apresentado na figura XX.

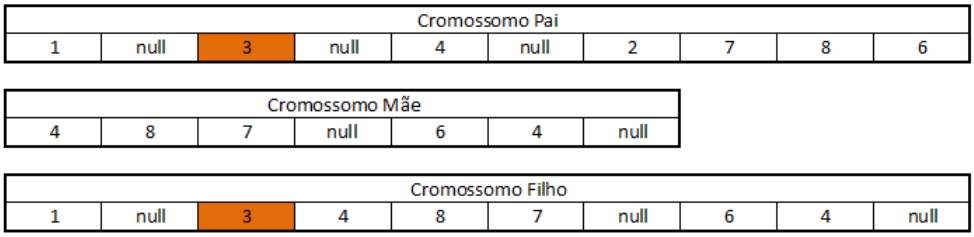
Figura 15 – Inserção do material genético do pai



Fonte: Desenvolvido pelo autor

Ao termino da adição dos genes do ponto de corte o filho 1 o mesmo recebe as informações genéticas que faltavam da mãe. A figura XX representa como os indivíduos ficaram após a operação.

Figura 16 – Inserção do material genético da mãe



Fonte: Desenvolvido pelo autor

Este mesmo processo é realizado para a criação do filho 2 porem, ao criar este novo filho, devemos trocas as operações realizadas entre o pai e a mãe invertendo os mesmo de lugar no fluxo descrito.

Após a realização do *crossover* os filhos recebem uma nova nota de fitness que conforme dito anteriormente pode ser maior ou menor do que a anterior.

4.2.4 Definição da função objetivo

O calculo da função objetivo é realizado através da regra 3 para calcular cada restrição. Para o calculo da primeira restrição chamada de fitness01 que se trata da restrição de obrigatoriedade entre as disciplinas e horários, é realizado um somatório de todos relacionamentos que estão de acordo com o gente em que estão alocados em é aplicada a regra de 3 em cima do número de registros contidos na tabela de relacionamento entre as disciplinas e horários contDisciplinaHorario.

$$fitness01 = \sum_{i=1}^{n} *100/contDisciplinaHorario$$

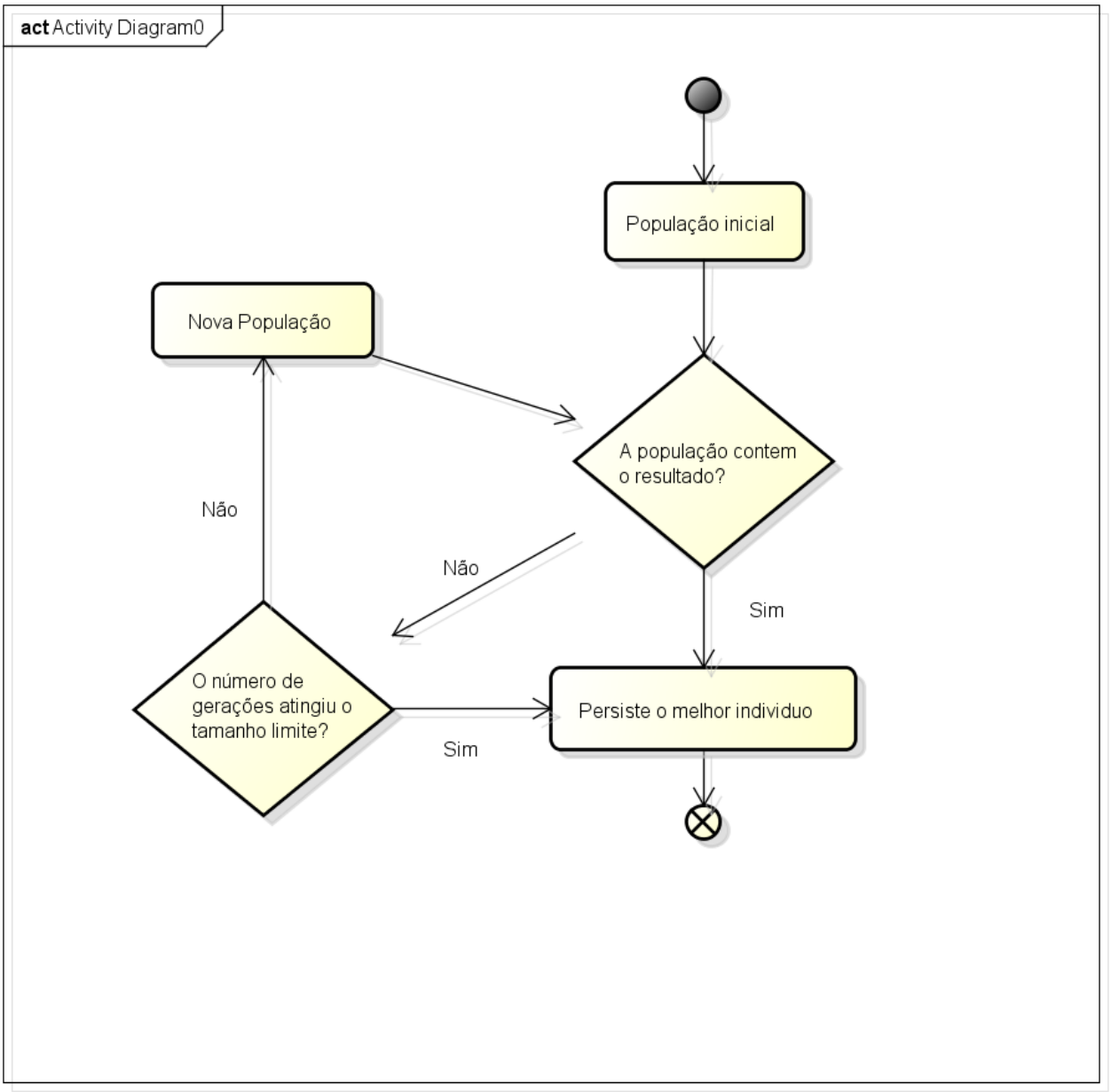
O mesmo calculo é realizado para as outras restrições disciplinas que os horários estão na mesma sala que é chamado de fitness02, e capacidade da sala com a capacidade necessária pela disciplina fitness03.

O fitness final é calculado pela formula (fitness01+fitness02+fitness03)/3 este calculo tem como valor máximo 100 e minimo 0.

4.2.5 Fluxo do algoritimo

O fluxo do algorítimo conforme a imagem XX é iniciado pela criação da população inicial, para cada interação do algorítimo é verificado se a população contem o resultado e se o algorítimo não atingiu o numero de gerações pré definidas. Se as duas condições forem falsas o algorítimo cria uma nova população de acordo coma figura XX

Figura 17 – Fluxo do algorítimo



Fonte: Desenvolvido pelo autor

5 RESULTADOS OBTIDOS Despois do sistema implementado

Entrada processamento e saida

ajuste do algoritomo de alocação

falar do algoritimo que não evolui sem o crossover so com mutação.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

*Relembra ro problema e comprar como o resultadoo bjetido.

Discussão dos resultados obtidos na pesquisa, onde se verificam as observações pessoais do autor. Poderá também apresentar sugestões de novas linhas de estudo. A conclusão deve estar de acordo com os objetivos do trabalho. A conclusão não deve apresentar citações ou interpretações de outros autores.

6.1 Trabalhos futuros

Criar um DW para geração dos relatorios de acordo com a dimensão escolhida.

Utilização de outros algoritimos para a resolução do problema ex. algoritimos evolutivos formiga entre outros.

Pegar o feed back do usuario para melhoria na interface, e do algoritimo.

REFERÊNCIAS

AARTS, E.; KORST, J. Simulated annealing and boltzmann machines. New York, NY; John Wiley and Sons Inc., 1988.

ARMENTANO, V. A.; BRANCHINI, R. M. Uma introdução à busca tabu. 2013.

CAELUM. *Apostila do curso FJ-11 - Java e Orientação a Objetos*. 2013. Disponível em: <http://www.caelum.com.br/apostila-java-orientacao-objetos>. Acesso em: 29 set. 2013.

CARTER, M. W.; TOVEY, C. A. When is the classroom assignment problem hard? *Operations Research*, INFORMS, v. 40, n. 1-Supplement-1, p. S28–S39, 1992.

CISCON, L. A. O problema de geraÇÃo de horÁrios: Um foco na eliminaÇÃo de janelas e aulas isoladas. 2006.

DARWIN, C. On the origin of species by means of natural selection. 1859. *See also: http://www. literature. org/authors/darwin-charles/the-origin-ofspecies*, 1968.

EVANS, J. R.; MINIEKA, E. *Optimization algorithms for networks and graphs*. [S.l.]: CRC Press, 1992.

EVEN, S.; ITAI, A.; SHAMIR, A. On the complexity of time table and multi-commodity flow problems. In: IEEE. *Foundations of Computer Science, 1975., 16th Annual Symposium on*. [S.l.], 1975. p. 184–193.

GLOVER, F. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Computers & Operations Research*, Elsevier, v. 13, n. 5, p. 533–549, 1986.

GOLBARG, M. C.; LUNA, H. P. L. Otimização combinatória e programação linear. *Rio de Janeiro: Campus*, 2000.

GOLDBERG, D. Genetic algorithms in optimization, search and machine learning. *Addison Wesley, New York. Eiben AE, Smith JE (2003) Introduction to Evolutionary Computing. Springer. Jacq J, Roux C (1995) Registration of non-segmented images using a genetic algorithm. Lecture notes in computer science*, v. 905, p. 205–211, 1989.

HOLLAND, J. H. *Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence.* [S.l.]: U Michigan Press, 1975.

KIRKPATRICK, S.; JR., D. G.; VECCHI, M. P. Optimization by simmulated annealing. *science*, Washington, v. 220, n. 4598, p. 671–680, 1983.

LUVEZUTE, R. M.; KRIPKA, K. M. Simulated annealing aplicado ao problema de alocação de salas com deslocamentos mínimos. 2013.

MARINHO, E. *Heurísticas busca tabu para o problema de programação de tripulações de ônibus urbano*. Tese (Doutorado) — Master's Thesis, Universidade Federal Fluminense, 2005.

MENDES, W. *AngularJS um framework para facilitar sua vida*. 2013. Disponível em: <http://www.slideshare.net/WilsonMendes/angularjs-um-framework-para-facilitar-sua-vida>. Acesso em: 29 set. 2013.

MICHALEWICZ, Z.; SCHOENAUER, M. Evolutionary algorithms for constrained parameter optimization problems. *Evolutionary computation*, MIT Press, v. 4, n. 1, p. 1–32, 1996.

MITCHELL, M. An introduction to genetic algorithms (complex adaptive systems). A Bradford Book, 1998.

NASCIMENTO, A. S.; SILVA, R. M. S.; ALVARENGA, G. B. Uma aplicação de simulated annealing para o problema de alocação de salas. *INFOCOMP Journal of Computer Science*, v. 4, n. 3, p. 59–66, 2005.

NORONHA, T. Uma abordagem sobre estratégias metaheurísticas. 2000. *Projeto Orientado–Universidade Federal do Rio Grande do Norte. Rio Grande do Norte. Disponível em: http://www. sbc. org. br/reic/edicoes/2001e1/cientificos/UmaAbordagemsobreEstrategiasMetaheuristicas. pdf*, 2003.

OLIVEIRA, A. C. de. Uso do algoritmo genÉtico e recozimento simulado para o problema de alocaÇÃo de salas. *Monografia, Departamento de Ciência da Computação, Universidade Federal de Lavras*, 2006.

OLIVEIRA, H. Algoritmo evolutivo no tratamento do problema de roteamento de veículos com janela de tempo. *Monografia, Departamento de Ciência da Computação, Universidade Federal de Lavras*, 2005.

PINHEIRO, P.; OLIVEIRA, J. A. Um ambiente de apoio a construção de horário escolar na web: modelagem, implementação e aplicação nas escolas de ensino médio. *XXXIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional", Campos do Jordão, SP*, 2001.

PLAY! *The High Velocity Web Framework For Java and Scala*. 2013. Disponível em: <http://www.playframework.com/>. Acesso em: 29 set. 2013.

POSTGRESQL. *Sobre o PostgreSQL*. 2013. Disponível em: <http://www.postgresql.org.br/sobre>. Acesso em: 29 set. 2013.

RAO, S. S. *Optimization : theory and applications*. New Delhi: Wiley Eastern, 1984. ISBN 0-85226-780-0. Disponível em: <http://opac.inria.fr/record=b1092847>.

RAUPP, M. Introdução à otimização linear. *LNCC, Rio de Janeiro. Notas de Aulas, Curso de Verão LNCC*, 2003.

SCHAERF, A. A survey of automated timetabling. *Artificial intelligence review*, Springer, v. 13, n. 2, p. 87–127, 1999.

SOUZA, M. J. F. Programação de horários em escolas: uma aproximação por metaheurísticas. *Rio de Janeiro*, 2000.

SOUZA, M. J. F.; MARTINS, A. X.; ARAÚJO, C. R. d. Experiências com simulated annealing e busca tabu na resolução do problema de alocação de salas. 2002.

STEIGLITZ, K.; PAPADIMITRIOU, C. H. Combinatorial optimization: Algorithms and complexity. *Prentice Hall, New Jersey., UV Vazirani (1984). On two geometric problems related to the travelling salesman problem. J. Algorithms*, v. 5, p. 231–246, 1982.

SUBRAMANIAN, A. et al. Aplicação da metaheurística busca tabu na resolução do problema de alocação de salas do centro de tecnologia da ufpb. *Anais do XXVI Encontro Nacional de Engenharia de Produção*, p. 1, 2006.

TIMÓTEO, G. T. S. *Desenvolvimento de um Algoritmo Genético para a Resolução do Timetabling*. 2005.

W3C. *HTML 4.01 Specification*. 2013 a. Disponível em: <http://www.w3.org/TR/html4>. Acesso em: 29 set. 2013.

W3C. *Cascading Style Sheets*. 2013 b. Disponível em: <http://www.w3.org/Style/CSS>. Acesso em: 29 set. 2013.

W3SCHOOLS. *JavaScript Tutorial*. 2013. Disponível em: <http://www.w3schools.com/js/>. Acesso em: 29 set. 2013.