ADRIANO CÉSAR DE OLIVEIRA

USO DO ALGORITMO GENÉTICO E RECOZIMENTO SIMULADO PARA O PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE SALAS

Monografia de graduação apresentada ao Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Lavras como parte das exigências para obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

LAVRAS
MINAS GERAIS – BRASIL
2006

ADRIANO CÉSAR DE OLIVEIRA

USO DO ALGORITMO GENÉTICO E RECOZIMENTO SIMULADO PARA O PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE SALAS

Monografia de graduação apresentada ao Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Lavras como parte das exigências para obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Área de Concentração:
Otimização Combinatória

Orientador
Prof. Guilherme Bastos Alvarenga

LAVRAS
MINAS GERAIS – BRASIL
2006

Ficha Catalográfica preparada pela Divisão de Processos Técnico

da Biblioteca Central da UFLA

Oliveira, Adriano César

Uso do Algoritmo Genético e Recozimento Simulado para o Problema de Alocação de Salas/ Adriano César de Oliveira. Lavras – Minas Gerais, 2006. 82p.

Monografia de Graduação – Universidade Federal de Lavras. Departamento de Ciência da Computação.

1. Informática. 2. Otimização Combinatória. 3. Problema de Alocação de Salas. I. OLIVEIRA, A. C. II. Universidade Federal de Lavras. III. Uso do Algoritmo Genético e Recozimento Simulado para o Problema de Alocação de Salas.

ADRIANO CÉSAR DE OLIVEIRA

USO DO ALGORITMO GENÉTICO E RECOZIMENTO SIMULADO PARA O PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE SALAS

Monografia de graduação apresentada ao Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Lavras como parte das exigências do curso de Ciência da Computação para obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Aprovada em 26 de Abril de 2006.

____

Prof. Dr. Ricardo Martins de Abreu Silva

____

Prof. Msc. Luciano Mendes dos Santos

____

Prof. Dr. Guilherme Bastos Alvarenga
(Orientador)

LAVRAS

MINAS GERAIS – BRASIL

Dedico este trabalho aos meus pais, irmã, sobrinho e avós. Sem o apoio da minha família eu não teria forças para chegar até aqui.

Agradecimentos

Agradeço a Deus, pela maravilha que é a natureza, o dom da ciência como fonte de curiosidade de conhecer o mundo; aos meus pais, Orlando e Rejane pela batalha durante estes anos. Obrigado pela educação passada e pela forma de como encarar o trabalho e os estudos.

Agradeço a minha irmã Lílian pelo carinho, meus avós Armindo e Terezinha pelo tempo que me acolheram em sua casa durante os anos da graduação. Agradeço aos meus avós Judite e Edmundo e tia Filomena que também me acolheram em sua casa no ensino fundamental e médio. Obrigado a todos os meus parentes que me apoiaram na época de estudos para vestibular.

Queria deixar um agradecimento especial aos amigos, alunos e professores da Escola Estadual Maurício Zákhia de Ijaci – MG que tanto confiaram em mim e me incentivaram durante todo o tempo que estudei lá.

Obrigado também aos colegas de classe pelos momentos que estivemos juntos. Eu não esquecerei de nenhum de vocês. São tantas pessoas que prefiro não citar, pois poderia me esquecer de alguém. Acho que só pelas piadas e imitações já valeu a pena.

Obrigado aos professores da UFLA, em especial aos do DCC, que nos orientaram nestes anos e pelo conhecimento de alto nível transmitido.

Resumo

Este trabalho apresenta uma comparação entre duas técnicas heurísticas para o Problema de Alocação de Salas: o Algoritmo Genético e o Recozimento Simulado (*Simulated Annealing*). Sabe-se este problema é *NP-Difícil* e que vários métodos heurísticos têm sido propostos para resolvê-lo. Os métodos heurísticos procuram por soluções em tempo viável para problemas onde os algoritmos exatos não terminam em tempo hábil, embora não garantam encontrar a solução ótima. Além das restrições de otimização de espaço e alocação das aulas em salas que evitem superlotações, o Problema de Alocação de Salas considerado envolve restrições adicionais referentes às distâncias percorridas pelos alunos para se deslocarem de uma sala para a próxima, como para aulas práticas. Os resultados de cada método são comparados, considerando o mesmo problema e ainda a utilização dos mesmos tipos de operadores de busca local. Por fim, são feitas conclusões sobre os operadores adotados e sugestões de possíveis melhorias nas soluções propostas.

Palavras-Chaves: Problema de Alocação de Salas, Recozimento Simulado, Algoritmo Genético.

Abstract

This work address the implementation and comparison of two heuristic techniques for Class Assign Problem: Genetic Algorithm and Simulated Annealing. Since it is a NP-hard problem, some heuristic methods have been proposed to solve it. The heuristic methods search for good solutions in reasonable time, when exact methods are appropriated. The Class Assign Problem considered involves additional restrictions when compared to others previous similar works. These restrictions are the covered distance by students to walk from a room to another and the allocation of practical lessons. The best results for each method are compared observing same set of local search operators. To do end, some conclusions are possible and suggestions are presented for possible improvements on both algorithms.

Key-words: Class Allocation Problem, Simulated Annealing, Genetic Algorithm.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS

LISTA DE TABELAS

1 INTRODUÇÃO

1.1 Considerações Iniciais

O assunto abordado neste trabalho é o Problema de Alocação de Salas (PAS). Este problema é tratado como parte integrante do Problema de Programação de Cursos Universitários (*course timetabling*), pertencendo assim à categoria de Problemas de Geração de Horários Escolares.

Uma grande variedade de Problemas de Geração de Horários pode ser encontrada na literatura e muitos caminhos diferentes para a sua solução têm sido propostos. Podemos citar como exemplos:

(A) Problemas onde os estudantes não possuem um currículo fixo podendo compor seus estudos com disciplinas obrigatórias e eletivas. Nestes problemas, o horário do estudante é definido pelas disciplinas que escolhe cursar;

(B) Problemas no qual o escalonamento se baseia em grupos de disciplinas fixas para cada turma e a atribuição de professores a cada disciplina é feita previamente;

(C) Escalonamento de estudantes para realização de exames. Em algumas escolas pode haver o hábito de incluir semanas onde a única atividade é a realização de avaliações de todos os alunos para todas as disciplinas.

Conforme Souza (2000) a solução manual destes problemas é uma tarefa árdua e normalmente requer vários dias de trabalho e muitas vezes a solução obtida pode ser insatisfatória tanto para os professores quanto para os alunos. Os primeiros esforços neste sentido foram feitos na década de 60, com os trabalhos precursores de Csima e Gotlieb (1961).

Muitos autores como Schaefer (1999) e Werra (1995) acreditam que problemas de horários não possam ser totalmente automatizados. Apresentam duas justificativas para isto. A primeira é que há aspectos nos problemas de gerações de horários que não podem ser facilmente expressas em um sistema automatizado que tornam uma solução melhor que a outra. A segunda é que a intervenção humana durante o processo de busca de soluções pode levar a resultados melhores devido ao número de soluções e a própria experiência das pessoas que trabalham com estes problemas.

O problema de alocação de salas é um problema *NP-Difícil* (Even et al. 1976 e Carter 1992), inviabilizando sua resolução por métodos exatos para instâncias relativamente grandes.

Uma vez que não é possível encontrar a solução ótima do PAS em tempo razoável, esse problema é normalmente tratado através de técnicas heurísticas e algoritmos aproximativos que apesar de não garantirem encontrar a solução ótima do problema são capazes de retornar uma solução de qualidade em um tempo adequado para as necessidades da aplicação.

Ressalta-se que dentre as heurísticas merecem especial atenção as chamadas meta-heurísticas que adotam técnicas para amenizar a dificuldade que os métodos heurísticos têm de escapar dos chamados ótimos locais. As meta-heurísticas podem partir em busca de regiões mais promissoras no espaço de soluções.

As meta-heurísticas possuem grande abrangência, podendo ser aplicada à maioria dos problemas de otimização combinatória. Podem-se citar como exemplo as meta-heurísticas: Otimização por Colônias de Formigas (*Ant Colony Optimization*), Algoritmo Genético (*Genetic Algorithm*), Recozimento Simulado (*Simulated Annealing*) e Busca Tabu (*Tabu Search*). Uma heurística é a instanciação de uma meta-heurística, ou seja, a aplicação da mesma em um problema específico de otimização.

1.2 Objetivos e Justificativas

O objetivo deste trabalho é a solução do problema de alocação de salas através da experiência do uso de duas meta-heurísticas: Algoritmo Genético e Recozimento Simulado (*Simulated Annealing*). Pretende-se realizar uma comparação das soluções obtidas com as heurísticas desenvolvidas.

Considera-se neste trabalho duas variáveis a mais no problema de geração de horários, mais especificamente no problema de alocação de salas que raramente são citados na literatura. São elas: a distância percorrida pelo aluno para ir de uma sala a outra, salas estas que geralmente são reunidas em setores que estão a uma distância considerável uns dos outros e a alocação de aulas de conteúdo prático que geralmente são ministradas em um setor ou sala específica.

Para testes das heurísticas foi elaborada uma instância fictícia embora seja semelhante a instâncias encontradas no mundo real. As características da instância criada, como por exemplo, número de horas-aula por aluno, número de alunos inseridos em cada turma e capacidades das salas, foram cuidadosamente preparadas para a aplicação dos testes.

Devido ao fato dos Problemas de Programação de Horários serem de difícil generalização e de não haver na literatura um conjunto de problemas que possa ser usado na avaliação de algoritmos, optou-se neste trabalho pela consideração de aspectos do problema que fossem mais comuns e problemáticos para a alocação de salas.

Justifica-se o uso das meta-heurísticas Algoritmo Genético e Recozimento Simulado (*Simulated Annealing*) por serem heurísticas com relativo sucesso em trabalhos correlatos e por estarem no grupo das heurísticas mais bem sucedidas em outros problemas de otimização combinatória.

1.3 Organização do Trabalho

Este trabalho é organizando da seguinte forma. Os capítulos 2 e 3 apresentam conceitos importantes sobre problemas de otimização e as estratégias existentes para resolvê-los com destaque especial para o Algoritmo Genético e o Recozimento Simulado. O capítulo 4 trata do Problema de Programação de Horários, uma vez que o PAS é visto como parte integrante deste. O capítulo 5 apresenta o Problema de Alocação de Salas e a sua representação computacional mais comum. O capítulo 6 descreve a metodologia adotada e os modelos desenvolvidos. O capítulo 7 apresenta os resultados obtidos e discussões sobre os mesmos. O capítulo 8 apresenta as conclusões do trabalho. O capítulo 9 apresenta as pretensões para trabalhos futuros. Os Anexos A , B e C apresentam as soluções obtidas com o programa desenvolvido. O anexo D relata a instância considerada para os testes realizados. No capítulo 10 são citadas as referências bibliográficas utilizadas no texto e pesquisadas durante o trabalho.

2 PROBLEMAS DE OTIMIZAÇÃO

2.1 Definição

Otimização é o processo de encontrar a melhor solução, também chamada de solução ótima para determinado problema.

Como citado por Silva (2005), uma instância de um problema de otimização, segundo Papadimitriou & Steiglitz (1982), consiste no par (F,c), onde F é um conjunto qualquer, constituído pelos pontos viáveis, e c é uma função de custo, um mapeamento $c : F \mapsto R$. O problema consiste em encontrar um $f \in F$ tal que $c(f) \leq c(g)\ \forall g \in F$.

Os principais constituintes de um problema de otimização são:

- Vizinhança: dado um ponto viável $f \in F$ num determinado problema com instâncias (F,c), sua vizinhança consiste no mapeamento $N : F \mapsto 2^F$ definido para cada instância.
- Ótimo Local: em certas instâncias de problemas, encontrar uma solução ótima pode ser uma tarefa impossível do ponto de vista computacional. Nesses casos, há como encontrar uma solução f, sendo essa a melhor solução na vizinhança $N(f)$. Então, em uma instância (F,c) de um problema de otimização, com vizinhança N, a solução viável $f \in F$ é definida como sendo ótimo local em relação à N se $c(f) \leq c(y)\ \forall y \in N(f)$.
- Ótimo Global: cada ponto f é denominado ótimo global para a instância, e é comumente referenciado por ótimo, se $c(f) \leq c(g)\ \forall g \in F$.

Pode-se notar então que o objetivo é encontrar o ótimo global.

Na Figura 2-1 é mostrada a representação gráfica de um ótimo local em um problema típico de minimização.

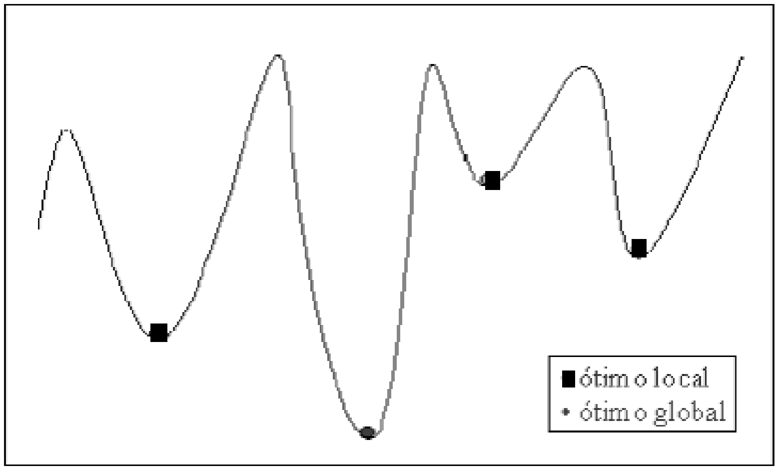


Figura 2-1 – Representação de um Problema de Minimização com Ótimos Locais

Ainda segundo Papadimitriou & Steiglitz (1982), os problemas de otimização podem ser divididos em duas categorias: problemas com variáveis contínuas e com variáveis discretas, também conhecidos como Problemas de Otimização Combinatória.

Sabe-se que o PAS pertence à classe de Problemas de Otimização Combinatória (Even et al. 1976).

2.2 Problemas de Otimização Combinatória

Conforme Silva (2005) cita Rao (1978), os Problemas de Otimização Combinatória tratam basicamente da tarefa de encontrar agrupamentos, arranjos ou seleção de objetos discretos satisfazendo um conjunto de restrições.

Problemas de Otimização Combinatória ocorrem em áreas tão diversas como projetos de sistemas de distribuição de energia elétrica, posicionamento de satélites, projetos de computadores e de chips VLSI, roteamento ou escalonamento de veículos, alocação de trabalhadores, máquinas a tarefas, empacotamento de caixas em *containeres*, corte de barras e placas, sequenciamento de genes e DNA, classificação de plantas e animais (Luna & Goldbarg. 2000).

Em Silva (2005) cita-se que em Raupp (2003) um Problema de Otimização Combinatória é definido da seguinte maneira:

“Encontrar um vetor de variáveis de decisão (solução) que satisfaça algumas restrições e otimize uma função objetivo”. Formalmente, segundo Raupp (2003) o problema pode ser enunciado como:

Encontrar *x* para:

$$\begin{aligned}&\text{Minimizar}\left(\text{ou Maximizar}\right) \quad f\left(x\right)\\&\text{sujeito a:}\\&\qquad g_i\left(x\right)\geq 0 \quad i=1,\dots,m\\&\qquad h\left(x\right)=0 \quad j=1,\dots,p\end{aligned}$$

Onde *f(x)*, *g(x)* e *h(x)*, são funções gerais de parâmetros. A variável de decisão x assume valores discretos e pertence ao conjunto de soluções possíveis para uma dada instância de um problema de otimização.

Em suma, conforme Raupp (2003), um Problema de Otimização Combinatória pode ser denominado como a ação de maximizar ou minimizar uma função de diversas variáveis sujeita a um conjunto de restrições, dentro de um domínio finito.

3 TÉCNICAS DE OTIMIZAÇÃO

3.1 Técnicas Exatas para Solução dos Problemas de Otimização

Os métodos de busca por soluções denominados exatos são aqueles que sempre encontram a solução ótima para o problema se é que ela existe. Esta solução deve satisfazer de forma ótima a função objetivo correspondente ao problema em questão, respeitando todas as restrições que se aplicam à resolução do problema (Andrade et. Al. 2004).

Segundo Cormen (Cormen et al., 2001), um problema pode ou não possuir um algoritmo exato para sua solução. Existindo esse algoritmo, o mesmo pode não encontrar um ótimo em tempo hábil, ou seja, o algoritmo pode levar décadas para encontrar a solução desejada. Nestes casos, diz-se que o algoritmo é inviável para a instância em questão. Geralmente considera-se tempo hábil um algoritmo polinomial, ou seja, aquele termina em um tempo definido por uma expressão polinomial, função esta do tamanho da entrada do problema.

Uma questão deve ser analisada na escolha de uma forma exata para resolução dos problemas: a viabilidade do método escolhido. Como se pode observar, nem sempre um método exato consiste na melhor forma de abordagem para um problema. Aprofundando ainda mais a questão de viabilidade, tanto algoritmos da classe P quanto algoritmos da classe NP-completo ou NP-difícil podem ser inviáveis: tomando, por exemplo, um algoritmo exato com teto O (n^{100}), mesmo pertencendo à classe P, pode não ser viável computacionalmente para, por exemplo, n = 10000 entradas. Especificamente, os problemas classificados como polinomiais – pertencentes à classe de problemas P - são em sua maioria viáveis para aplicação de métodos exatos (Andrade et. Al. 2004).

3.2 Técnicas Heurísticas e Aproximativas

Problemas de Otimização Combinatória possuem universo de dados grande, pois existe um número muito extenso de combinações a serem analisadas o que torna inviável a aplicação de técnicas exatas. Devido a estas dificuldades, as heurísticas, também conhecidas como algoritmos heurísticos, ganham importância e hoje representam uma gama de opções muito utilizadas atualmente para Problemas de Otimização Combinatória (Silva 2005).

Conforme Silva (2005) o termo heurística é derivado do grego *heuriskein*, que significa descobrir ou achar embora, em Otimização Combinatória, o termo refira-se a um método de busca de soluções em que não existe a garantia de encontrar o ótimo.

Silva (2005) cita de Evans & Minieka (1978) a classificação das heurísticas em duas categorias:

- Heurísticas construtivas: constrói uma solução possível adicionando um componente desta solução por vez (cada iteração, por exemplo). Cada elemento adicionado à solução procura atender ao máximo todos os requisitos.
- Heurísticas de refinamento: parte de uma solução possível completa e melhora a solução através de uma seqüência de mudanças (ou movimentação).

Segundo Alvarenga (2004), a utilização de heurísticas deve apresentar duas características básicas para garantir bons resultados:

- Qualidade da solução: capaz de encontrar soluções próximas do ótimo, em tempo bem inferior ao necessário pelos métodos exatos disponíveis; o que justificaria sua utilização;
- Robustez: a qualidade da solução não deve variar demasiadamente com diferentes instâncias de um mesmo problema para o qual a heurística foi projetada, ou mesmo, variar demais quando a heurística é aplicada várias vezes para a mesma instância.

As meta-heurísticas diferem das heurísticas principalmente pelo fato de possuírem mecanismos para escaparem de ótimos locais e são flexíveis o bastante para serem aplicadas em diferentes tipos de problemas (Silva 2005).

Exemplos de meta-heurísticas muito utilizadas: Algoritmos Genéticos (Timóteo 2002), Colônia de Formigas (Silva 2003), Recozimento Simulado (Silva 2005), Busca Tabu (Burke et al. 2001), e Programação Genética (Ueda et al. 2001).

Atendendo a estas características de boas soluções, existem ainda os métodos de aproximação que garantem soluções a uma determinada distância do ótimo. Cormen (Cormen et. al. 2001) denota os métodos aproximativos como uma possibilidade viável de se encontrar soluções para problemas exponenciais onde os métodos exatos não se aplicam computacionalmente. Os algoritmos aproximativos, por possuírem tempo polinomial, podem resolver problemas exponenciais com uma boa distância da solução ótima. Como citado por Andrade (Andrade et. al. 2004), os métodos aproximativos possuem a característica de buscar soluções com desempenho consideravelmente bom, em tempo hábil e viáveis para a maioria dos problemas onde são utilizados.

A princípio, os métodos aproximativos e os métodos heurísticos podem parecer iguais, o que não é fato. Ambos os métodos de resolução buscam, de maneira viável, trazer soluções próximas àquela ótima, mas essas são as únicas semelhanças (Andrade et. al. 2004).

Um método aproximativo garante que a solução se aproxima do ótimo a cada iteração, e realmente o faz, além de ser denotado matematicamente como eficaz. Já os métodos heurísticos não garantem qualquer tipo de melhora de solução conforme o número de iterações, além de não ter garantia de convergência (Andrade et. al. 2004).

Em primeira instância, os métodos aproximativos parecem ser mais eficientes que os heurísticos, o que também não ocorre. As heurísticas, embora tenham os problemas explicitados acima, costumam, na prática, convergir em tempo extremamente rápido quando comparadas aos métodos aproximativos. Fato peculiar que fez com que esse método tivesse uma grande disseminação nos últimos anos (Andrade et. al. 2004).

Nas próximas seções descrevem-se alguns conceitos a respeito de métodos de busca e algumas técnicas heurísticas utilizadas na literatura.

3.3 Busca Local

O conceito de vizinhança utilizado quando aplicado a métodos heurísticos é um pouco diferente quando aplicado a métodos exatos. Conforme Silva (2005) cita Mauri (2003), as buscas locais em problemas de otimização são baseadas na noção de vizinhança:

> *"Para definirmos o que é uma vizinhança, considere* S *o espaço de pesquisa de um problema de otimização,* f *a função objetivo a minimizar e* s *uma solução possível. O conjunto* $N(s) \subseteq S$ *, o qual depende da estrutura do problema tratado, reúne um número determinado de soluções* s'*, denominado vizinhança de* s*. Cada*

solução $s^{'} \in N(s)$ *é chamada de vizinho de* s *e é obtido de* s *a partir de uma operação chamada de movimento.*

Em linhas gerais, uma busca local, começando de uma solução inicial s_0*, navega pelo espaço de pesquisa, através do movimento, passando de uma solução para outra que seja sua vizinha.*".

3.4 Método de Descida

É um método de busca local que se caracteriza por analisar todos os possíveis vizinhos de uma solução *s* em sua vizinhança *N*(*s*), escolhendo, a cada passo, aquele que tem o melhor valor para a função objetivo. Nesse método, o vizinho candidato somente é aceito se ele melhorar estritamente o valor da melhor solução até então obtida. Dessa forma, o método pára tão logo um ótimo local seja encontrado (Silva 2005).

3.5 Métodos Randômicos de Descida

Os métodos de descida requerem que toda a vizinhança da solução seja analisada para que seja realizado o movimento. No Método Randômico de Descida é analisado um vizinho qualquer da solução corrente e o mesmo é aceito se a solução vizinha melhora estritamente o melhor resultado até então obtido. O procedimento pára até que seja alcançado um número fixo de iterações sem melhora na solução. O Método Randômico Não Ascendente é uma variação do Método Randômico no qual se aceita o vizinho gerado caso a solução seja melhor ou igual àquela até então obtida. Ambos ficam presos em ótimos locais encontrados (Souza 2000).

3.6 Algoritmos Genéticos

Conforme cita Oliveira (2005), os algoritmos genéticos foram introduzidos por John Holland (Holland 1975), com intuito de aplicar a teoria da evolução das espécies elaborada por Darwin (Darwin 1859), 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 Oliveira (2005), 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 Michalewicz (1992), 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 Oliveira (2005), 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 (Mitchel 1996) 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 (Goldberg 1989):

- **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 3-1. Cada passo pode ser realizado de várias maneiras e pode variar de problema para problema (Timóteo 2002).

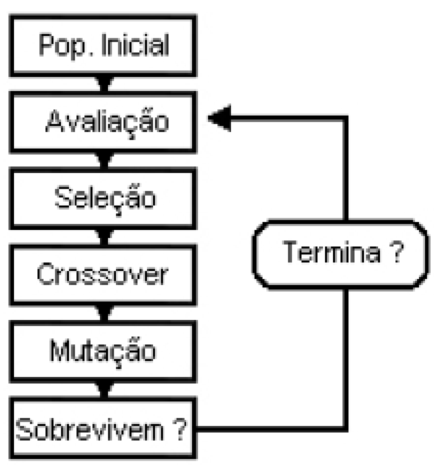


Figura 3-1 Etapas de um Algoritmo Genético Básico

3.6.1 Representação das Soluções

O primeiro passo ao se implementar um algoritmo genético é criar uma representação eficiente para as soluções. Na sua forma convencional, proposta por Holland

(1975), um algoritmo genético trabalha com uma representação binária (0 e 1) para associar uma solução do problema abordado.

A representação binária se mostrou eficiente para vários problemas embora as aplicações tenham crescido bastante e outras formas de representação tenham sido adotadas. A escolha da representação dos indivíduos é um ponto crucial para os algoritmos genéticos sendo um dos fatores mais importantes no seu desenvolvimento e posterior desempenho (Mitchell 1996).

3.6.2 Solução Inicial

Tipicamente, se faz uso de funções aleatórias para gerar os indivíduos, sendo este um recurso simples que visa a fornecer maior diversidade das soluções, fundamental para garantir uma boa abrangência do espaço de busca.

Além do método randômico, existem outros métodos para gerar a população inicial. Um deles pode ser a utilização de heurísticas. Neste caso deve-se ter uma atenção especial para evitar a geração de soluções semelhantes que podem prejudicar a diversidade da população de soluções (Timóteo 2002).

3.6.3 Avaliação dos Indivíduos

Nesta etapa cada indivíduo da população sofre um processo de avaliação, visando retornar seu grau de aptidão (*fitness*), ou seja, o quanto cada indivíduo é apto para determinadas condições. Atualmente, existem várias formas de avaliação utilizadas:

- Em casos de otimização de funções matemáticas, tende a ser escolhido como grau de aptidão de determinado indivíduo, o próprio valor de retorno das funções ao se aplicar como parâmetro a decodificação desse indivíduo;
- Em problemas com muitas restrições, funções baseadas em penalidades são mais comuns, ou seja, quanto menos penalidades, maior grau de aptidão do indivíduo;

A função de avaliação também é chamada de função objetivo ou função de adaptação em um grande número de trabalhos (Timóteo 2002).

3.6.4 Seleção dos Indivíduos

Nesta etapa, os indivíduos são escolhidos para realizarem o cruzamento. A partir do grau de aptidão (*fitness*) de cada indivíduo, efetua-se um processo onde os mais aptos possuirão uma maior probabilidade de se reproduzirem. O grau de aptidão é calculado a partir da aplicação da função de avaliação em cada indivíduo, determinando o quão apto ele está para a reprodução em relação aos outros indivíduos da população a que pertence. A seleção é o passo mais importante de um algoritmo genético, pois uma escolha equivocada dos reprodutores pode prejudicar os resultados (Timóteo 2002).

Timóteo (2002) cita de Goldberg (1989) alguns métodos tradicionais de seleção:

- Seleção Determinística (Brindle 1979);
- Seleção por Roleta Giratória (Holland 1975);
- Seleção por Torneio (Wetzel 1983);
- Seleção Uniforme (Backer 1985);

3.6.5 Cruzamento

O cruzamento corresponde a troca genética entre os indivíduos que foram selecionados para a geração de novos indivíduos. Existem vários operadores de cruzamento. Alguns exemplos segundo Timóteo (2002):

- Crossover com corte em um ponto (1PX);
- Crossover com corte em dois pontos (2PX);
- Crossover com múltiplos pontos (MPX);
- Crossover segmentado (SX);
- Crossover uniforme;

3.6.6 Mutação

É através da mutação que a aleatoriedade é implementada em um algoritmo genético. Trata-se de mudar o valor de um gene de forma aleatória. É utilizado para que o algoritmo tenha uma maior abrangência do espaço de busca procurando escapar dos ótimos locais. A mutação geralmente é aplicada com uma probabilidade pequena para não fazer do processo uma busca cega. Timóteo (2002) cita os principais operadores de mutação:

- Mutação aleatória (*Flip Mutation*): cada gene a ser mutado recebe um valor sorteado do alfabeto válido;
- Mutação por troca (*Swap Mutation*): são sorteados n pares de genes, e os elementos do par trocam os valores desses genes entre si;
- Mutação *creep*: um valor aleatório é somado ou subtraído do valor do gene;

3.6.7 Sobrevivência dos Indivíduos

Nesta etapa, os indivíduos resultantes do processo de cruzamento e mutação formarão a nova população segundo a política adotada pelo algoritmo genético. As formas de políticas mais comuns são:

- Os descendentes (filhos) sempre substituem os ancestrais (pais);
- Os descendentes (filhos) substituem os ancestrais (pais) somente se a média do grau de aptidão dos filhos for maior que a média de aptidão dos pais.

A maioria dos algoritmos utiliza o método de sempre substituir os ancestrais pelos descendentes, devido ao fato deste método ajudar a manter a diversidade dos indivíduos (Timóteo 2002).

3.6.8 Condições de Parada

Consiste dos critérios adotados para a parada do processo iterativo. Algumas maneiras tradicionais de se parar o processamento de um algoritmo genético:

- Tempo;
- Número de Gerações;
- Convergência: Porcentagem de genes iguais entre os indivíduos ou número de gerações sem melhoria na função objetivo;

Adotar o critério de convergência pode ser arriscado em alguns casos. Podem ocorrer situações em que os indivíduos demorem um tempo relativamente grande para convergirem. O tempo, na maioria dos casos, é a melhor escolha para terminar o processamento de um algoritmo genético, pois independe do computador utilizado e torna o critério de término mais realístico com a necessidade da aplicação (Alvarenga 2004).

3.6.9 Considerações sobre a Escolha dos Parâmetros

No estudo e implementação de um algoritmo genético deve-se observar a influência de alguns parâmetros no seu comportamento, para que se possa configurá-los de acordo com as necessidades do problema e dos recursos disponíveis. Pode-se citar como tais parâmetros (Timóteo 2002):

- **Tamanho da População:** o tamanho da população afeta o desempenho global e a eficiência dos algoritmos. Uma população formada por poucos indivíduos pode fazer com que o desempenho do algoritmo caia. Isso porque uma população pequena vai fornecer cobertura não muito abrangente do espaço de busca para o problema. Uma grande população geralmente fornece uma cobertura representativa para o problema auxiliando na fuga de ótimos locais. No entanto, populações muito grandes exigem maiores recursos computacionais e também pode acarretar o problema da convergência muito lenta;

- **Taxa de cruzamento:** quanto maior o número de cruzamentos, mais rapidamente novos cromossomos serão introduzidos na população. No entanto, se esta taxa for muito alta, os bons cromossomos podem ser alterados mais facilmente. Se esta taxa for baixa, o algoritmo pode se tornar muito lento.

- **Taxa de mutação:** as mutações ajudam os algoritmos genéticos a escaparem de ótimos locais. Uma alta taxa faz com que a busca se torna essencialmente aleatória.

3.7 Recozimento Simulado (*Simulated Annealing*)

O algoritmo de Recozimento Simulado foi proposto originalmente por Kirkipatrick (Kirkipatrick et al. 1983) sendo um método de busca local que aceita movimentos de piora como forma de escapar de ótimos locais (Silva 2005). Ainda segundo Oliveira (2005), o

Recozimento Simulado usa a idéia de uma aproximação estocástica para dirigir a busca. Permite, a partir de uma solução S, encontrar uma solução em sua vizinhança V(S), mesmo que esta nova solução S' signifique uma piora no valor da função objetivo.

Embora o método seja relativamente novo, o Recozimento Simulado têm se mostrado uma importante ferramenta de otimização. O algoritmo simula um método natural, pois se fundamenta numa analogia com a termodinâmica ao simular o resfriamento de um material aquecido (muito usado no mundo real em materiais metálicos, para lhe atribuir propriedades físicas diferenciadas), operação conhecida como recozimento (*annealing*) (Kirkipatrick et. al. 1983). O termo e operação são amplamente utilizados na metalurgia (Silva 2005).

3.7.1 O Processo Natural de Recozimento Simulado

O princípio físico do Recozimento Simulado está baseado no seguinte fenômeno físico da matéria: levando um cristal a sua temperatura de fusão, as moléculas estão muito desordenadas e se agitam livremente conforme Noronha (2000) exemplifica na Figura 3-2.

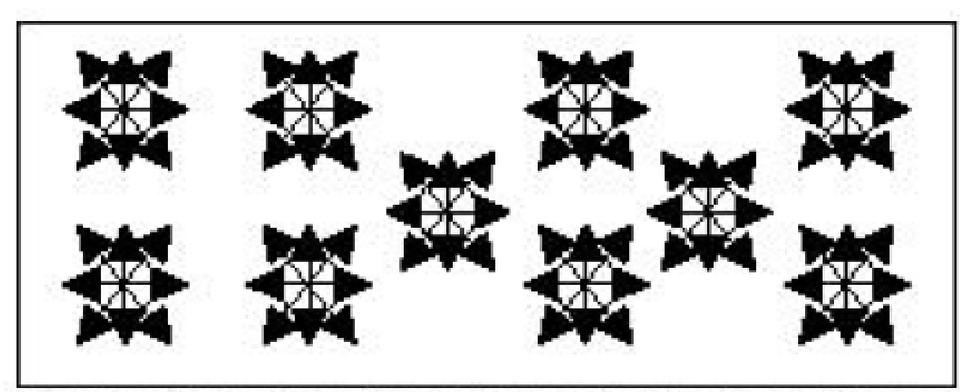


Figura 3-2 - Estado Desordenado das Moléculas da Matéria em Fusão

Ao resfriar bruscamente a amostra por um mecanismo análogo ao recozimento de um metal, o nível de energia vai baixar rapidamente e as moléculas vão se encontrar em um estado ainda muito desordenado no qual o nível de energia é muito superior ao do cristal perfeito. Este estado, dito amorfo, é representado pela Figura 3-3 sendo distintamente menos estável que o estado desordenado da Figura 3-2 (Noronha 2000).

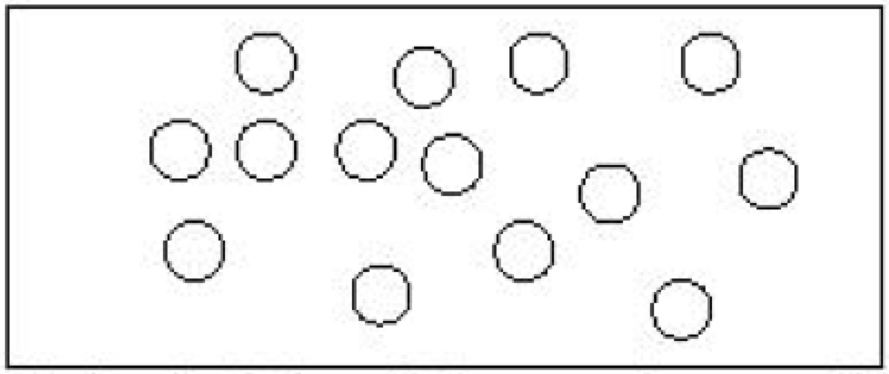


Figura 3-3 Desordenado das Moléculas Consecutivo a um Resfriamento Rápido

Conforme Noronha (2000), se a amostra for resfriada de maneira infinitamente lenta, as moléculas vão adquirir a estrutura cristalina estável que têm um nível de energia mais fraca possível como na Figura 3-4.

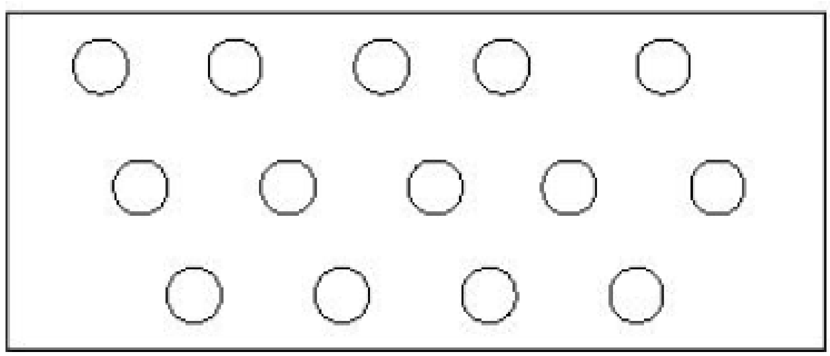


Figura 3-4 Estado Ordenado da Matéria Consecutivo a um Resfriamento Lento

O princípio físico descrito pode ser observado na têmpera utilizada na metalurgia, no qual o metal é aquecido a altas temperaturas, provocando um violento choque nos átomos. A microestrutura tende a um estado aleatoriamente instável caso o metal seja resfriado de forma brusca. Por outro lado, se o metal é resfriado de forma suficientemente lenta, o sistema procurará um ponto de equilíbrio caracterizado por uma microestrutura ordenada e estável (Silva 2005).

3.7.2 Analogia com a Otimização

Conforme Silva (2005) cita Aarts & Korst (1989), a analogia com a otimização 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.

Noronha (2000) cita o conceito de estado resfriado de um problema combinatório. Considera-se que o problema está resfriado no seu estado se não houver mais chances de se achar uma melhor solução continuando a exploração. Ainda, segundo Noronha (2000), esta característica vale como critério de parada caso se efetue mais que certo número de iterações a uma determinada temperatura sem melhorar a solução.

A Figura 3-5 ilustra o algoritmo do *Simulated Annealing* básico segundo Dowsland (Dowsland 1993).

```
Procedimento SA. (f(.), N(.), α, SAmax, T0, s)
s* ← s;                      {Melhor solução obtida até então}
IterT ← 0;                   {Número de iterações na temperatura T}
T ← T0;                      {Temperatura corrente}
enquanto (T > 0) faça
   enquanto (IterT < SAmax) faça
      IterT ← IterT + 1;
      Gere um vizinho qualquer s' ∈ N(s);
      Δ = f(s') – f(s);
      se (Δ < 0)
         então s ← s';
               se (f(s') < f(s*)) então s* ← s';
         senão Tome x ∈ [0,1];
               se (x < e-Δ/T) então s ← s';
      fim-se;
   fim-enquanto;
   T ← α * T;
   IterT ← 0;
fim-enquanto;
s ← s*;
Retorne s;
Fim S.A.;
```

Figura 3-5 - Etapas de um Algoritmo Básico de Recozimento Simulado

Para cada vizinho *s'* de *s* é testada a variação Δ do valor da função objetivo, ou seja, $\Delta = f(s') - f(s)$. Se $\Delta < 0$, o algoritmo aceita a solução e *s'* passa a ser a nova solução corrente, pois houve melhora na solução. Caso $\Delta \geq 0$, a solução *s'* também pode ser aceita, mas neste caso, com uma probabilidade $e^{-\Delta/T}$, onde *T* é um parâmetro do método, chamado de *temperatura* e que regula a probabilidade de aceitação de soluções com custo pior.

A temperatura *T* assume, inicialmente, um valor elevado T_0. Quanto maior a temperatura T maior a probabilidade de aceitação de piora da solução atual. Após um número fixo de iterações (o qual representa o número de iterações necessárias para o sistema atingir o equilíbrio térmico em uma dada temperatura), a temperatura é gradativamente diminuída por uma razão de resfriamento α, tal que $Tn \leftarrow \alpha * Tn\text{-}1$, sendo $0 < \alpha < 1$. Com esse procedimento há no início uma chance maior para escapar de ótimos locais e, à medida que *T* aproxima-se de zero, o algoritmo comporta-se como o método de descida, uma vez que diminui a probabilidade de se aceitar movimentos de piora ($T \rightarrow 0 \Rightarrow e^{-\Delta/T} \rightarrow 0$).

O procedimento pára quando a temperatura chega a um valor próximo de zero e nenhuma solução que piore o valor da melhor solução é mais aceita, isto é, quando o sistema está estável. A solução obtida quando o sistema encontra-se nesta situação evidencia o encontro de um ótimo local. Os parâmetros de controle do procedimento são a razão de resfriamento α, o número de iterações para cada temperatura (*SAmax*) e a temperatura inicial T_0.

3.7.3 Considerações sobre o Número de Iterações

Este algoritmo se decompõe em duas grandes buscas sobrepostas. A busca externa controla o término do processo e é baseado na noção de estado resfriado. A busca interna contém o processo de otimização. Para uma temperatura fixada, explora-se a vizinhança aceitando ou não os movimentos que são produzidos (Noronha 2000).

3.7.4 Considerações sobre a Temperatura

Pode-se notar que o comportamento do algoritmo dependerá dos valores atribuídos a T e daqueles obtidos a partir de *V*, pois são estes os dois valores que indicam se, em determinado instante, se aceita um movimento de piora. Para valores muito grandes de T comparados aos valores de *V*, o algoritmo tende sempre a caminhar para a direção das soluções inferiores com facilidade. Por outro lado, se T é muito pequeno comparado a *V*, o algoritmo se comporta de uma maneira muito gulosa, o que também prejudica seu desempenho.

Quando a temperatura se eleva, praticamente todos os movimentos serão autorizados como no caso da matéria em fusão onde a energia do sistema é muito elevada. Quanto mais a temperatura abaixa, mais as pioras nas soluções serão penalizadas em função de lucro dos movimentos melhores, o método vai então convergir para o ótimo local mais próximo (Noronha 2000).

4 PROBLEMAS DE GERAÇÃO DE HORÁRIOS

Para Wren (1996), este problema pode ser definido como o arranjo de horários dentro de padrões de tempo ou espaço, no qual algumas metas são atendidas ou praticamente atendidas e onde restrições devem ser satisfeitas ou praticamente satisfeitas.

4.1 Classificações

Silva (2005) cita que os problemas de horários podem ser classificados em três categorias principais, conforme Schaefer (1999):

- Problema de Programação de Horários em Escolas (*School Timetabling Problem*) ou Problema Professor-Turma (*Class-Teacher*): Este problema está relacionado à alocação de aulas de uma instituição com as características de uma escola secundária típica. Basicamente existe um conjunto de turmas, um conjunto de professores e um conjunto de horários reservados para a alocação das aulas. As turmas têm um mesmo currículo e são conjuntos disjuntos de estudantes. Para cada turma há um conjunto de matérias, com suas respectivas cargas horárias, que devem ser cursadas. Para cada professor especifica-se a matéria, bem como as turmas para os quais o professor lecionará. O objetivo básico é fazer um quadro de horário, em geral, semanal, de tal forma que: as cargas horárias de todas as matérias de todas as turmas sejam cumpridas; cada turma não tenha aula com mais de um professor ao mesmo tempo; um professor não dê aula para mais de uma turma em uma mesma sala em um mesmo horário. Uma característica adicional deste problema é que, como as turmas são conjuntos disjuntos de estudantes, elas recebem suas aulas em mesma sala (exceto para as aulas que de matérias que exigem salas especiais). Desta forma os professores que se deslocam para lecionar cada matéria.

- O Problema de Alocação de Horários (*Course Timetabling Problem*) ou Programação de Horários em Universidade (*University Timetabling*) diz respeito à alocação de aulas de uma instituição com as características de uma universidade típica. Basicamente há um conjunto de cursos (Cálculo I, Fitopatologia, entre outros) e para cada curso, um certo número de aulas. Há ainda, um conjunto de currículos (Ciência da Computação, Engenharia Florestal, Agronomia, Ciências Biológicas). Cada currículo, segundo Souza (2000), envolve um conjunto de cursos. Um estudante matricula-se em turmas de cursos de seu currículo. Há, também, um conjunto de horários destinados à realização das aulas e em cada horário um número limitado de salas. O problema consiste em alocar as aulas dos cursos aos horários possíveis, respeitando as disponibilidades e capacidades das salas existentes, de forma que nenhum estudante tenha duas ou mais aulas simultaneamente. Uma característica deste tipo de problema é que a princípio, um curso pode ser alocado a qualquer horário de funcionamento da instituição, o que em geral, inclui os períodos da manhã, tarde e noite. Outra característica importante diz respeito à configuração das aulas do curso. Tais aulas são agrupadas em blocos, de uma maneira rígida. Assim, por exemplo, o curso de Fitopatologia com cinco horas-aula semanais, pode ser ministrado em dois blocos, um de três horas-aula e outro de duas horas-aula. Ainda, em geral, os estudantes se deslocam para terem as aulas.

- Problema de programação de horários de exames (*Examination time-timebling problem*). Este problema diz respeito à alocação dos exames de uma instituição com as características de uma universidade típica. Existe um conjunto de estudantes matriculados em cursos, um conjunto de exames para cada estudante e um conjunto de horários disponibilizados para a realização dos exames. O objetivo é alocar cada exame a um horário, de maneira que nenhum estudante tenha que fazer dois ou mais exames ao mesmo tempo. Esta categoria difere do problema de programação de horários de cursos, nos fatos: estudante tem um número de exames limite que podem ser realizados durante o dia; exames de certos cursos têm precedências sobre exames de outros cursos; alguns exames devem ser realizados em horários consecutivos, enquanto que outros devem ser realizados em um mesmo horário.

Deve-se observar conforme Souza (2000), que tal classificação não é absoluta, no sentindo de que existem problemas que não se encaixam de maneira precisa nestas categorias. Por exemplo, algumas universidades dão liberdade aos alunos para escolherem as matérias ditas eletivas que querem cursar, o que torna o currículo flexível, não havendo um currículo fixo para cada curso. É possível encontrar uma classificação mais independente do tipo de instituição em Bardadym (1996). Contudo, as três categorias mostradas anteriormente constituem a classificação mais utilizada na literatura.

Ainda segundo Souza (2000), o problema de geração de horários escolares é citado como o problema professor-turma (class-teacher), enquanto o de horários de cursos como o da alocação de cursos (course scheduling) ou como o de programação de horários em universidades (university timetabling).

O Problema de Programação de Horários pode ser, por sua vez, classificados em dois tipos, conforme Souza (2000), dependendo de necessitarem otimizar ou não uma função objetivo:

1-Problemas de otimização: neste tipo encontram-se os problemas nos quais, dentre todos os quadros de horários viáveis (satisfazem certo conjunto de restrições essenciais), deseja-se encontrar um quadro, chamado ótimo que minimize uma função objetivo, a qual incorpora as restrições ditas não-essenciais.

2-Problemas de viabilidade: esta classificação refere-se a todos os problemas nos quais se requer encontrar um quadro de horário viável, ou seja, um quadro de horário que satisfaça a todas as restrições impostas.

4.2 Complexidade

Conforme Souza (2000) cita Even (Even et. Al. 1976), o problema de geração de horários é NP-Completo em sua versão de decisão. A intratabilidade pode ser mostrada pela redução do problema de coloração de grafos em um problema de geração de horários.

Souza (2000) cita que Cooper & Kingston (1996) demonstram que uma série de Problemas de Horários que aparecem na prática é problema *NP-Difícil.* Os autores mostram que esta característica surge quando as aulas têm duração diferente, quando há restrições para a escolha dos horários de aulas como, por exemplo, exigir que determinadas aulas sejam realizadas em horários consecutivos ou quando estudantes podem escolher suas matérias.

Entretanto algumas variantes do problema podem ser resolvidas em tempo polinomial como Souza (2000) cita:

- Existe uma única turma e todos os professores têm um número arbitrário de horários indisponíveis.
- Apenas uma turma tem horários indisponíveis, as demais turmas e professores estão sempre disponíveis.
- Cada professor tem, no máximo, dois horários disponíveis e as turmas estão sempre disponíveis.

Entretanto estas variantes são casos especiais e não incluem as restrições mais comuns encontradas no mundo real. Devido a este fato se justifica o uso das técnicas heurísticas as quais não garantem soluções viáveis tampouco soluções ótimas para os problemas.

Algumas instituições usam computadores para resolver o problema de geração de horários escolares embora estes programas não atendam a todas as restrições da escola deixando o restante por conta de elaboradores de quadros de horários das instituições os quais têm, em alguns casos, que inserir algumas outras restrições desejadas.

Conforme Souza (2000) a maioria das técnicas antigas usadas na automação do Problema de Geração de Horários era baseada no uso de heurísticas construtivas que, de um modo geral, adotavam um preenchimento gradual do quadro de horários. Ainda conforme Souza (2000), no segundo momento, os pesquisadores começaram a usar métodos gerais para resolver o problema, tais como coloração de grafos, programação inteira e fluxo em grafo. Mais recentemente, apareceram soluções baseadas em novas técnicas de pesquisa, como Recozimento Simulado, Algoritmos Genéticos, Busca Tabu, Satisfação de Restrições e inclusive a combinação destas técnicas.

5 PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE SALAS

5.1 Visão Geral sobre o PAS

Conforme Silva (2005) cita Bardadym (1996), o Problema de Alocação de Salas pode ser tratado como um Problema de Geração de Horários, mais precisamente como um Problema de Programação de Cursos Universitários (C*ourse Timetabling*), ou como um problema derivado deste (C*lassroom Assigment*). Na variante C*lassroom Assigment* considera-se que as aulas dos cursos já têm seus horários de início e de término definidos sendo que o problema se resume a alocar as aulas às salas respeitando os horários destas aulas e outras restrições.

O PAS é um exemplo de problema de Otimização Combinatória e por se tratar de um problema *NP-Difícil* tem sido tratado, atualmente, por técnicas heurísticas e meta-heurísticas.

5.2 Trabalhos Correlatos

Em Silva (2005) e Castro (2003) são relatadas experiências com a utilização das técnicas de Recozimento Simulado (*Simulated Annealing*). Em Xavier e Araújo (2001) é relatada a experiência com a utilização das técnicas Recozimento Simulado e Busca Tabu (*Tabu Search*) na resolução do Problema de Alocação de Salas. Os autores propõem uma metodologia que combina essas duas técnicas em um algoritmo híbrido.

Em Silva (2005) relata-se a dificuldade da calibragem dos parâmetros do *Simulated Annealing* e de eliminação total das inviabilidades, embora obtenha uma redução muito grande do número de penalidades das alocações gerando resultados relativamente satisfatórios. Ainda relata a dificuldade do algoritmo em melhorar soluções iniciais geradas de forma não-aleatória.

Em Castro (2003) relata-se um relativo sucesso na aplicação do *Simulated Annealing* para o problema de alocação de salas. Nesta implementação, segundo o autor, a heurística não foi fortemente influenciada pela solução inicial, isto é, soluções iniciais de baixa qualidade não interferiram significativamente na qualidade da solução final. As soluções iniciais foram geradas de forma aleatória.

Em Souza (Souza et. Al. 2002) relata-se experiências de uso do Método de Pesquisa em Vizinhança Variável (VNS) e Método de Descida em Vizinhança Variável (VND) para o problema de alocação de salas e sugere uma estratégia que combina os dois métodos citados.

5.3 Representação da Solução e Requisitos do Problema

Uma representação muito comum para o problema de alocação de salas é descrita em Silva (2005): Uma alocação (solução) do problema é representada por uma matriz $S = (s_{ij})_{m \times n}$, onde *m* representa o número de horários reservados para a realização das aulas e *n* o número de salas disponíveis. Em cada célula s_{ij} é colocado o número da turma *t* alocada ao horário *i* e sala *j*. Uma célula vazia indica que a sala *j* está desocupada no horário *i*. Um exemplo simples de representação é dado pela Figura 5-1.

Salas

Horários	1	2	3	4	5
1	3				4
2	3		1	6	4
3	3	5		6	7
4		5	2	6	7
5	12		2		
6	12	13	11	9	
7		13	11	9	10
8	8		11		10
9	8				10

Esta figura mostra, por exemplo, que na sala 4 os horários 2 a 4 e 6 e 7 estão ocupados com aulas das turmas 6 e 9, respectivamente. Nos demais horários esta sala está desocupada.

Figura 5-1 Representação das Soluções

Conforme Silva (2005) cita de Castro (2003), seja s' um vizinho de uma solução s. Para se atingir s' a partir de s, são usados dois tipos de movimentos: realocação e troca. O movimento de realocação é obtido alocando as aulas de uma turma em outra sala que esteja vazia em seu horário. Um exemplo deste movimento é mostrado na Figura 5-2.

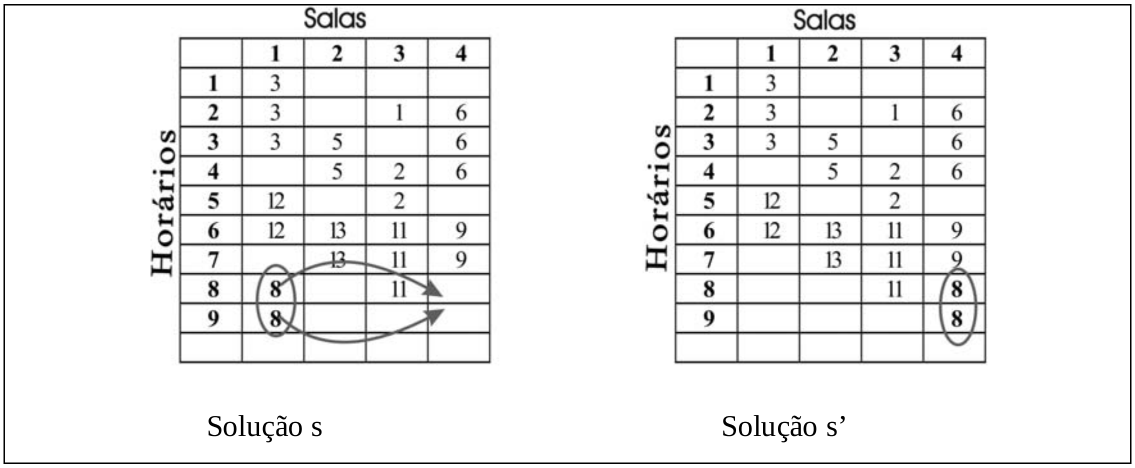


Figura 5-2 - Exemplo de Movimento de Realocação

Na Figura 5-2, as aulas da turma 8 realizadas nos horários 8 e 9 na sala 1 são transferidas para a sala 4.

Já o Movimento de Troca consiste em trocar de sala as aulas de duas turmas realizadas em um mesmo bloco de horários. Este tipo de movimento é ilustrado, segundo Silva (2005) na Figura 5-3.

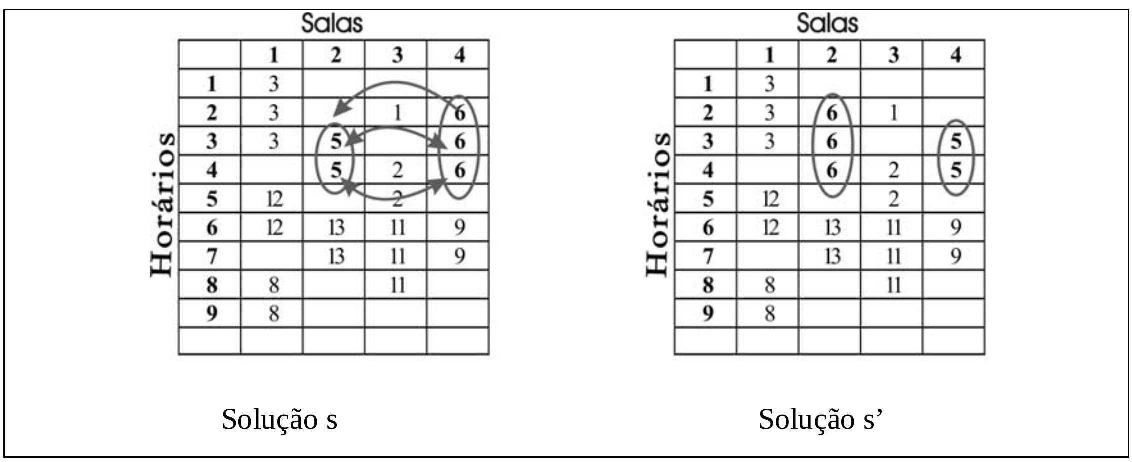


Figura 5-3 - Exemplo de Movimento de Troca

Nesta figura, as aulas das turmas 5 e 6 são permutadas de sala. As aulas da turma 5 realizadas na sala 2 nos horários 3 e 4 são transferidas para a sala 4, enquanto que as aulas da turma 6 realizadas na sala 4 nos horários 2, 3 e 4 são transferidas para a sala 2. Para a realização desse movimento exige-se que nos horários envolvidos as salas estejam vazias ou com aulas apenas das turmas relacionadas com a operação. Desta forma, não é permitido, por exemplo, permutar as aulas das turmas 2 e 6, porque no horário 2 a sala 3 está ocupada com uma aula da turma 1, impedindo que as aulas da turma 6 sejam transferidas da sala 4 para a sala 3.

Segundo Silva (2005), para avaliar uma alocação, os requisitos do problema são divididos em duas categorias: (i) requisitos essenciais, que são aqueles que se não forem satisfeitos, gerarão uma alocação inviável, como por exemplo, alocar duas ou mais turmas em uma mesma sala e horário; (ii) requisitos não-essenciais, que são aqueles cujo atendimento é desejável mas que, se não satisfeitos, não geram alocações inviáveis, como por exemplo, não alocar as diversas aulas semanais de uma dada turma em uma mesma sala ou disponibilizar uma sala muito grande para uma turma com poucos alunos.

Desse modo, uma alocação (ou solução) *s* pode ser medida com base em duas componentes, uma de inviabilidade (*g(s)*), a qual mede o não atendimento aos requisitos essenciais, e outra de qualidade (*h(s)*), a qual mede o não atendimento aos requisitos considerados não essenciais. Assim, a função de avaliação de uma solução *s*, *f(s)*, que deve ser minimizada, pode ser calculada na forma: $f(s) = g(s) + h(s)$. A parcela *g(s)*, que mensura o nível de inviabilidade de uma solução *s*, é avaliada com base na expressão:

$$g(s) = \sum_{k=1}^{K} \alpha_k I_k$$

onde K representa o número de medidas de inviabilidade, I_k o valor da k-ésima medida de inviabilidade e α_k o peso associado a essa k-ésima medida.

A parcela *h(s)*, que mensura a qualidade de uma solução *s*, é avaliada com base na seguinte função:

$$h(s) = \sum_{l=1}^{L} \beta_l Q_l$$

onde L representa o número de medidas de qualidade, Q_l o valor da l-ésima medida de qualidade e β_l o peso associado a essa l-ésima medida. Deve ser observado que uma solução *s* é viável se e somente se $g(s) = 0$. Nas componentes da função *f(s)* os pesos dados às diversas medidas refletem a importância relativa de cada uma delas e, sendo assim, deve-se tomar $\alpha_k >> \beta_l \ \forall \, k, l$, de forma a privilegiar a eliminação das soluções inviáveis.

6 METODOLOGIA

6.1 Problema de Alocação de Salas Considerado

O problema de alocação de salas abordado neste trabalho é característico de uma universidade típica:

- Considera-se que turmas possuem seus horários já definidos;
- Os alunos têm liberdade de se matricular em qualquer turma, desde que essa turma escolhida não possua aula colidindo com outras já escolhidas;
- Os alunos e professores se deslocam até a sala marcada para a turma a partir da sala que tiveram a última aula. Caso seja a primeira aula, considera-se a distância percorrida da entrada da universidade até a sala alocada para a mesma. A distância percorrida pelos professores não é considerada pelo algoritmo;
- Considera-se que as salas estão agrupadas em setores. Cada setor possui uma localização no campus da universidade;
- Considera-se que existe um esforço para se deslocar de um setor para outro e não de uma sala para outra no mesmo setor. Ou seja, a distância caminhada pelo aluno é contabilizada caso ele precise mudar de setor para assistir a uma aula;

O objetivo então é alocar as turmas nas salas satisfazendo as seguintes restrições:

- Alocar as aulas práticas em seus devidos setores ou salas dependendo da turma;
- Otimizar o espaço ocupado pelas turmas, ou seja, fazer com que turmas com pouca demanda não ocupem salas relativamente grandes;
- Evitar superlotações nas salas. Quando ocorram, que a demanda da turma tenha superado a capacidade da sala em no máximo 10%;
- Minimizar a distância total percorrida pelos alunos;

6.2 Proposta de Solução para o Problema

6.2.1 Modelo Matemático Proposto

A seguir, o modelo matemático para o problema adotado no trabalho é proposto.

Sejam:

T = Conjunto de Turmas

H = Conjunto de Horários

S = Conjunto de Setores

R = Conjunto de Salas

A = Conjunto de Alunos

T_i = Conjunto de horários no qual a turma *i* deve ter aula ($T_i \subseteq H$)

A_l = Conjunto de turmas que o aluno *l* faz parte ($A_l \subseteq T$) tal que $\forall$ a,b $\in$ A_l, $T_a \cap T_b = \varnothing$. Ou seja, um aluno não pode estar em turmas que tenham aula ao mesmo tempo.

S_m = Conjunto de salas pertencentes ao setor *m* ($S_m \subseteq R$) tal que $\forall$ a,b $\in$ S, $S_a \cap S_b = \varnothing$. Ou seja, uma sala deve estar em apenas um único setor.

Para todo $i \in$ T, seja V_i o conjunto de salas viáveis para a turma *i*. Entende-se como sala viável aquela que oferece recursos para a disciplina que será ministrada. Então, para uma turma de aula prática *z*, $V_z \subseteq R$, pois nem todas as salas podem comportar este tipo de aula. Para uma turma de aula teórica *w*, $V_w \equiv R$, pois as aulas teóricas podem ser lecionadas em qualquer sala.

Uma matriz C = $(c_j)_R$ de números inteiros não-negativos, os quais representam a capacidade de cada sala $j \in R$;

Uma matriz D = $(d_i)_T$ de números inteiros não-negativos, os quais representam o número de alunos inseridos em cada turma $i \in T$;

X_{ijk} =

1, caso a turma *i* tenha a sua aula na sala *j* no horário *k*.

0, caso contrário.

O objetivo é Minimizar:

$$\sum \gamma K + \sum \delta L$$

Sujeito a:

$$(a) \sum_{i \in T} X_{ijk} \leq 1 \quad \forall\, j \in R, k \in H$$

$$(b) \sum_{j \in V_i} X_{ijk} = 1 \quad \forall\, i \in T, k \in T_i$$

$$(c)\ X_{ijk} = 0 \quad \forall\, i \in T, j \in R, k \notin T_i$$

$$(d)\ c_j - X_{ijk} * d_i \geq 0 \quad \forall\, i \in T, j \in R, k \in H$$

A restrição (a) assegura que existe uma turma por sala no máximo. A restrição (b) garante cada turma só terá aula no horário que foi definido para ela e somente em alguma sala que seja viável. A restrição (c) garante que a turma não seja escalada em uma sala em um horário no qual ela não tenha aula. E a restrição (d) garante que o número de alunos na turma não seja maior que a capacidade da sala.

Sendo:

γ e δ os pesos de cada uma das medidas;

K, distância caminhada pelos alunos da universidade;

L, número de espaços não ocupados dada a aula de uma turma em uma sala;

6.2.2 Função de Adaptabilidade

A partir do modelo proposto, sentiu-se necessária a construção de uma função de adaptabilidade que atenda às exigências dos algoritmos. Para tanto, as restrições (a) e (c) não foram incluídas como penalidades da função de adaptabilidade, pois estas são automaticamente atendidas devido à representação dos indivíduos (explicadas na seção 6.2.4). A restrição (b) foi convertida para a penalidade I, cujo peso é α. Já a restrição (d) foi convertida para a penalidade J, cujo peso é β. Como estes são requisitos essenciais, os seus pesos são bem maiores que os outros, pois os algoritmos procuram minimizar estas penalidades. Já os requisitos não-essenciais (distância caminhada pelos alunos e número de espaços não ocupados na sala) são tratadas pelas penalidades K e L cujos pesos são γ e δ.

A seguir é descrita a função de adaptabilidade:

Minimizar $\sum \alpha I + \sum \beta J + \sum \gamma K + \sum \delta L$

Sendo:

α, β, γ e δ os pesos de cada uma das medidas;

I, número de aulas práticas em salas inviáveis;

J, número de alunos cuja capacidade das salas não foi capaz de comportar as aulas respeitando uma tolerância de 10%, como citado na seção 6.1;

K, distância caminhada pelos alunos da universidade;

L, número de espaços não ocupados dada a aula de uma turma em uma sala;

6.2.3 Instância de Teste

Para realização de testes do programa desenvolvido foi criada uma instância com as seguintes características:

- Número de alunos na universidade: 1200;
- Número de turmas: 200;
- Número de horários diários possíveis para as aulas: 11;
- Número de salas: 50;
- Número de setores: 11;

Para a determinação do horário de cada turma foi adotado o seguinte critério: cada turma tem por semana 4, 5 ou 6 disciplinas. Se a turma tem 4 disciplinas por semana, elas são distribuídas em 2 blocos de 2 aulas em seqüência. Se a turma tem 5 disciplinas por semana, elas são distribuídas em 2 blocos, 1 de 2 aulas em seqüência e o outro de 3 aulas em seqüência. Se a turma tem 6 disciplinas semanais, elas são distribuídas em 3 blocos de duas aulas. Estes blocos de aulas sempre são em dias diferentes. A determinação das aulas desta maneira não impede que o programa trabalhe com turmas que tenham um número de aulas diferentes ou que tenham blocos de aulas no mesmo dia. Foi adotado desta forma para facilitar a criação da instância de teste. Os dias e horário das turmas foram gerados aleatoriamente respeitando as restrições do número de disciplinas para cada turma. A Ilustração 6 mostra as turmas criadas para a instância.

A determinação de qual turma um aluno pertence foi feita de forma aleatória, mas respeitando a restrição de que o mesmo não esteja em duas turmas com aula no mesmo dia e horário. Cada aluno está matriculado em 5 turmas. Então o aluno terá no mínimo 20 aulas semanais, caso esteja em 5 turmas de 4 aulas e terá no máximo 30 aulas semanais caso esteja matriculado em 5 turmas de 6 aulas semanais. As aulas práticas são lecionadas em 22 turmas diferentes. Cada uma destas turmas práticas tem restrições que obrigam as aulas serem em um setor preparado para aula prática. Existem 5 setores para aulas práticas embora também possam ser lecionadas aulas teóricas nos mesmos.

As salas e suas localizações nos setores não foram geradas de forma aleatória, pois poderiam ser criadas salas com capacidade pequena que não comportasse as turmas ou serem criadas com capacidade muito grande de forma que as restrições de demanda não iriam influenciar no comportamento dos algoritmos. As salas foram criadas de tamanhos variáveis com capacidade que variam de 20 a 80 lugares. A distância entre os setores é mostrada na Ilustração 4. O Anexo D fornece maiores detalhes sobre a instância.

6.2.4 Parâmetros Comuns Adotados entre o Algoritmo Genético e o Recozimento Simulado

A representação da solução é idêntica àquela apresentada na seção 5.3 onde cada matriz bidimensional citada naquela seção corresponde aqui a uma alocação das salas em um determinado dia da semana, ou seja, a solução aqui contém N matrizes, sendo N o número de dias na semana. Cada solução então pode ser vista como uma matriz tridimensional (Número de Dias X Número de Salas X Número de Horários).

Para uma comparação coerente dos dois algoritmos, alguns parâmetros devem ser comuns nos algoritmos. Os parâmetros comuns são os pesos atribuídos às penalidades analisadas (função objetivo) e o operador de troca e realocação. Estes operadores constituem os movimentos principais para o Recozimento Simulado como também a mutação para o Algoritmo Genético. O operador de cruzamento é implementado de uma forma específica, como veremos na próxima seção.

Para o movimento de troca e realocação deve-se informar o número de dias que deverão ser sorteados para a realização do movimento e também o número de movimentos que serão realizados em cada um destes dias sorteados. O ponto na grade de horários para que seja feita uma troca ou realocação é escolhido de forma aleatória. Então torna-se necessária uma informação adicional que é o número de tentativas para cada movimentação, haja visto que a mesma pode não obter sucesso. Se este número de tentativas é alcançado e a movimentação não é realizada, tenta-se uma nova movimentação. No programa desenvolvido estes valores estão parametrizados, sendo possível sua alteração com facilidade.

Procurando minimizar o número de inviabilidades causadas pela alocação de aulas práticas em salas indevidas, os operadores de troca e realocação possuem um tratamento especial quando a turma sorteada se trata de uma turma prática. No momento em que ocorre o sorteio da sala, na tentativa de movimentação, é dada a preferência às salas que podem comportar a aula prática da turma.

Nos testes realizados foram adotados os seguintes parâmetros para troca e realocação: realiza-se o movimento em dois dias que são sorteados. Em cada um destes dias é sorteado um ponto na grade de distribuição dos horários e tenta-se fazer o movimento. Tenta-se dez vezes realizar este movimento. Em cada iteração do Recozimento Simulado é feita uma troca e uma realocação, como descrito. Em cada indivíduo que sofre mutação no Algoritmo Genético é feita uma troca e uma realocação como descrito acima. Para as penalidades foram adotados os seguintes pesos:

- Demanda maior que capacidade da sala: 20 (contabilizado para cada aluno da turma que excedeu a capacidade da sala).
- Capacidade maior que demanda da turma: 0.0001 (contabilizado para cada vaga que está sobrando em uma sala alocada para uma turma).
- Distância caminhada pelo aluno: 0.0001 (contabilizado por cada metro caminhado pelo aluno para ir de um setor para outro).
- Aula em sala inviável: 200 (contabilizado para cada aula ministrada em uma sala inviável para a mesma).

A qualidade de uma solução é obtida como um valor no intervalo [0.. 1] fazendo a seguinte conversão: Seja X o total de penalidades de uma solução. A adaptação é obtida por: adaptação = 10000 / (10000 + X). O Recozimento Simulado trabalha sempre com o total das penalidades ao contrário do Algoritmo Genético que trabalha com o valor já convertido. Para fazer as comparações dos resultados é que se utiliza a conversão para o algoritmo de Recozimento Simulado.

6.2.5 Implementação do Algoritmo Genético

A solução inicial do Algoritmo Genético é construída gerando cada indivíduo da população aleatoriamente na qual todos os indivíduos são soluções inviáveis. Os parâmetros para a execução do algoritmo genético são lidos a partir de um arquivo texto localizado no mesmo diretório do arquivo executável da aplicação. Neste arquivo deve-se informar o tamanho da população, o número de iterações, o número de indivíduos que sofrem mutação em cada iteração e a probabilidade de cruzamento em cada iteração.

Para os testes foram adotados os seguintes valores para os parâmetros do algoritmo:

- População = 36 indivíduos;
- Iterações = 15000;
- Taxa de cruzamento = 0.8 (Indica que em cada iteração existe 80% de probabilidade de acontecer o cruzamento).
- Mutações = 3 (Em cada iteração três indivíduos sofrem mutação).

Justifica-se o uso destes valores, pois foram estes que apresentaram um melhor comportamento do Algoritmo Genético dentro de um conjunto de testes que foi realizado.

Para o processo de seleção optou-se utilizar uma abordagem pouco citada na literatura e de certo modo inovadora. Os indivíduos são classificados em um *ranking* de acordo com a sua adaptação. Em seguida, eles são divididos em três grupos conforme este *ranking* onde no primeiro grupo estão os mais bem adaptados, no segundo os medianos e no terceiro os menos adaptados. De cada um destes grupos é selecionada a metade mais bem adaptada. A população selecionada contém indivíduos dos três grupos citados e seu tamanho é metade do tamanho da população inicial. Os casais para a reprodução são gerados aleatoriamente sendo que cada casal gera dois filhos. São feitos dois cruzamentos em cada iteração e a população filha substitui a população pai.

O cruzamento é feito através de *crossover* com corte em um ponto. Um dia e uma sala são sorteados para a realização do *crossover*. A matriz referente à distribuição das aulas neste dia é dividida em duas na coluna referente à sala sorteada (em ambos os indivíduos). Um filho é formado juntando-se a parte esquerda da mãe com a direita do pai e o outro é formado juntando-se a parte direita da mãe com a esquerda do pai. Desta forma, podem surgiu imperfeições nos filhos, onde turmas podem estar ao mesmo tempo em dois locais e outras podem ter sido eliminadas, o que caracteriza um indivíduo inviável.

Existem rotinas que tratam estes casos corrigindo estes erros gerados, garantindo que todos os indivíduos gerados continuem soluções viáveis para o problema. Para turmas que possuem aulas ao mesmo tempo em dois locais, uma destas seqüências de aula é eliminada aleatoriamente. Para as turmas que ficaram faltando, procura-se uma sala vaga e a turma é alocada nesta sala. Caso uma sala disponível não exista, o *crossover* é cancelado e os indivíduos filhos criados são cópias de seus pais.

6.2.6 Implementação do Recozimento Simulado

A solução inicial para o algoritmo é gerada de forma aleatória, da mesma forma como foi gerada para o Algoritmo Genético. Os parâmetros para a execução do algoritmo são lidos a partir de um arquivo texto, onde pode-se variar o número de iterações em cada temperatura, a temperatura inicial, a temperatura final e a taxa de resfriamento (α). A implementação foi idêntica àquela apresentada na Figura 3-5.

Os valores dos parâmetros que apresentaram melhores resultados depois de um conjunto de teste realizados foram:

- Taxa de Resfriamento $\alpha = 0.9$
- Temperatura Inicial = 700
- Temperatura Final = 0.001
- Número de iterações em cada temperatura = 500

7 RESULTADOS E DISCUSSÕES

7.1 Implementação

O programa desenvolvido foi implementado na linguagem Java®, utilizando a máquina virtual Java 1.5.0_3 e o editor Eclipse® versão 3.0.2. Utilizou-se a linguagem Java por esta ser uma linguagem multiplataforma e muito utilizada ultimamente e por ser orientada a objetos e possuir uma extensa API (*Application Programming Interface*) o que facilita a implementação.

Para o armazenamento dos dados foi utilizado um servidor de banco de dados PostGreSQL® versão 8.0. Para a inserção de dados da instância foi utilizado o PGAdmin III ®, versão 1.2.1 que serve também como uma ferramenta de administração do servidor. Para a execução do programa é necessário ter instalado e configurado no computador o *driver Java Database Connectivity* (JDBC) que é uma interface que define classes em Java que permitem estabelecer uma conexão com o banco de dados para envio de consultas e comandos.

7.2 Resultados

Os testes foram feitos em um microcomputador AMD Sample® 2800+ MHz com 768MB de memória RAM utilizando o sistema operacional Microsoft Windows 2000 ® com o ServicePack 4. Ambas as heurísticas foram implementadas no mesmo programa. Basta apenas informar qual das duas heurísticas utilizar no momento da execução do mesmo.

Foram realizados quinze testes para cada algoritmo utilizando as penalidades e os operadores de troca e realocação citados na seção 6.2.4.

Na Tabela 7-1 e Tabela 7-2 são apresentados os oito melhores resultados de cada algoritmo, sendo que:

- S = Número da solução.

- DMC = Número de penalidades de demanda maior que capacidade. Indica o somatório do número de alunos que ultrapassaram a capacidade da sala na solução.
- CMD = Capacidade maior que demanda. Indica o somatório do número de espaços vagos nas salas que estão ocupadas.
- DIST = Distância percorrida pelos alunos. Indica a soma da distância percorrida por todos os alunos durante a semana, em metros.
- INV = Número de inviabilidade de aulas práticas. Número de aulas práticas marcadas em salas não preparadas para a mesma.
- ADAP = Valor da adaptação (*fitness*) da melhor alocação. Estes valores foram obtidos baseados nos custos atribuídos as penalidades na seção 6.2.4.
- EST1 = Indica o número de aulas que estão sendo ministradas em salas cuja demanda da turma superou em mais de 20% a capacidade da sala.
- EST2 = Indica o número de aulas que estão sendo ministradas em salas cuja demanda da turma superou entre 10% e 20% a capacidade da sala.
- EST3 = Indica o número de aulas que estão sendo ministradas em salas cuja demanda da turma superou em até 10% a capacidade da sala.

As penalidades denominadas INV, EST1 e EST2 são referentes aos requisitos essenciais, ou seja, a solução é viável apenas se os três valores são zerados. As penalidades EST1, EST2 e DMC são referentes ao mesmo requisito essencial. As penalidades foram assim divididas para uma melhor observação dos resultados. As outras penalidades são referentes aos requisitos de qualidade.

A Tabela 7-1 mostra os melhores resultados obtidos com o Algoritmo Genético baseados nos custos atribuídos às penalidades na seção 6.2.4.

Tabela 7-1 Resultados do Algoritmo Genético

S	DMC	CMD	DIST.	INV.	ADAP.	EST1	EST2	EST3
1	4	11791	1341963	0	0,97891	0	0	2
2	20	11348	1367476	0	0,94895	0	2	5
3	16	11539	1376115	0	0,95613	0	2	4
4	14	11311	1338772	0	0,96015	0	0	5
5	14	11275	1364369	0	0,95991	0	0	5
6	6	11313	1377599	2	0,93818	0	0	3
7	10	11943	1369378	0	0,96729	0	0	4
8	21	11590	1361795	0	0,94720	0	3	4

Média dos resultados obtidos para o Algoritmo Genético:

- Número de penalidades de demanda maior que capacidade da sala = 13,12
- Número de penalidades de capacidade maior que demanda da turma = 11513,75
- Número de penalidades de aulas práticas em salas inviáveis = 0,25
- Número de penalidades de distância percorrida pelos alunos = 1362183,38
- Valor médio da adaptação: 0.95709

A Tabela 7-2 mostra os melhores resultados obtidos com o Recozimento Simulado baseados nos custos atribuídos às penalidades na seção 6.2.4.

Tabela 7-2 Resultados do Recozimento Simulado

S.	DMC	CMD	DIST.	INV.	ADAP.	EST1	EST2	EST3
1	0	11550	1366743	0	0,98640	0	0	0
2	0	11755	1355787	0	0,98651	0	0	0
3	0	11471	1356698	0	0,98650	0	0	0
4	6	11353	1347218	0	0,97505	0	0	3
5	2	11628	1355863	0	0,98263	0	0	2
6	6	11835	1366859	0	0,97486	0	0	3
7	0	11789	1359434	0	0,98647	0	0	0
8	2	11791	1409598	0	0,98211	0	0	3

Média dos resultados obtidos para o Recozimento Simulado:

- Número de penalidades de demanda maior que capacidade da sala = 2,00
- Número de penalidades de capacidade maior que demanda da turma = 11646,50
- Número de penalidades de aulas práticas em salas inviáveis = 0,00
- Número de penalidades de distância percorrida pelos alunos = 1364775,00
- Valor médio da adaptação: 0.98257

Em média as soluções geradas aleatoriamente apresentavam as seguintes características:

- Número de penalidades de demanda maior que capacidade da sala = 2750
- Número de penalidades de capacidade maior que demanda da turma = 9300
- Número de penalidades de aulas práticas em salas inviáveis = 105
- Número de penalidades de distância percorrida pelos alunos = 2050000
- Valor médio da adaptação: 0.11652

Os Anexos B e C apresentam os melhores resultados obtidos com o Algoritmo Genético e o Recozimento Simulado respectivamente. As ilustrações se referem aos arquivos de saída gerados pelo programa desenvolvido. O anexo A apresenta também uma típica solução inicial gerada de forma aleatória.

Vale ressaltar que valores altos para as adaptações não indicam viabilidade da solução como podemos notar em alguns valores obtidos para o Algoritmo Genético. Estes valores são definidos com base no valor dados as penalidades consideradas durante a avaliação das soluções e são usadas no intuito de comparar as soluções obtidas com as diferentes técnicas utilizadas, no caso, o Algoritmo Genético e Recozimento Simulado.

Pode-se observar pelas tabelas acima que o Algoritmo Genético apresentou mais dificuldades para encontrar soluções viáveis, ainda que o Recozimento Simulado apresentasse todas as soluções viáveis. Entretanto, o valor de adaptação da melhor solução gerada por cada algoritmo não difere tanto uma da outra.

O Recozimento Simulado superou o Algoritmo Genético nos requisitos chamados essenciais que no caso, são evitar demanda maior que capacidade da sala em mais de 10% e a alocação das aulas práticas em seus devidos setores. No requisito de distância percorrida os algoritmos se comportaram de uma forma bem próxima com uma pequena superação por parte do Algoritmo Genético. No requisito de aproveitamento da sala o Algoritmo Genético superou o Recozimento Simulado também com uma pequena diferença. Vale ressaltar que na prática, o Recozimento Simulado apresentou resultados superiores à outra heurística, pois a análise das restrições de forma separada foi apresentada para interesse estatístico.

Acredita-se que o operador de cruzamento não tenha obtido o mesmo sucesso dos operadores de troca e realocação devido a inclusão da estratégia de tentativa de movimentação de turmas de aulas práticas para estes dois últimos. Justificar-se-ia pelo fato de que o Recozimento Simulado obteve melhores resultados no requisito de alocação de aulas práticas e que os operadores de troca e realocação são mais utilizados neste do que no Algoritmo Genético. De qualquer forma, é necessária uma melhor análise antes que isso seja afirmado com mais segurança.

Vale ressaltar que modificações nos operadores de troca e realocação podem provavelmente levar a resultados de maior qualidade, pois eles foram pouco diferenciados da sua idéia original que é fazer as movimentações em pontos escolhidos aleatoriamente. A não ser a heurística de tentativa de movimentação em salas de aulas práticas para as turmas que tem este tipo de aula, nenhuma outra heurística foi incluída nos operadores.

Outro fato interessante notado nos resultados foi a concentração das aulas nos setores mais próximos da entrada para a universidade e dos setores mais próximos destes. O Anexo D apresenta a localização espacial dos setores considerada neste trabalho.

8 CONCLUSÕES

A implementação deste trabalho a respeito do problema de geração de horários e de estratégias para resolução de Problemas de Otimização Combinatória, mais especificamente o Algoritmo Genético e o Recozimento Simulado *(Simulated Annealing)* propiciou um entendimento satisfatório do assunto.

As heurísticas se revelaram importantes ferramentas para o auxílio de resolução dos problemas propostos. Manualmente, a solução destes problemas necessita de várias pessoas e muito tempo para encontrar uma solução razoável, envolvendo altos recursos para diferentes setores, principalmente econômicos, como a necessidade de construção de novas salas de aulas, transporte para estudantes e professores, entre outros.

A heurística Recozimento Simulado para o Problema de Alocação de Salas considerado mostrou-se mais eficiente que o Algoritmo Genético proposto, considerando os requisitos essenciais. Acredita-se que alterações nos operadores de troca e realocação podem levar a resultados ainda mais satisfatórios, pois a implementação de ambas foi pouco modificada em relação àquela original apresentada na literatura.

A inclusão das restrições de distância percorrida pelo aluno e da alocação de aulas práticas permitiu uma abordagem mais real para o problema, pois trabalhos similares raramente consideram tais restrições.

Ambas as heurísticas consideradas neste trabalho tiveram bom rendimento com relação às restrições citadas anteriormente, com destaque especial à heurística Recozimento Simulado que apresentou soluções aceitáveis em todos os resultados obtidos.

Atualmente, a interferência de um especialista para ajustes manuais nos resultados obtidos seria interessante, metodologia esta muito comum em sistemas de geração de horários.

9 TRABALHOS FUTUROS

Para trabalhos futuros, propõe-se o estudo do comportamento dos algoritmos variando a intensidade dos operadores de troca e realocação que provavelmente podem alterar o comportamento dos sistemas.

Em busca de soluções de maior qualidade sugere-se um estudo para desenvolvimento de uma estratégia híbrida, que bem calibrada podem alcançar resultados ainda mais satisfatórios, conforme foi observado na pesquisa bibliográfica realizada.

Propõe-se ainda um estudo que contemple o comportamento do Algoritmo Genético mediante a variações no cruzamento e a adoção de outra formas de seleção dos indivíduos.

Por fim, a realização de testes que envolvam a observação de alocações geradas manualmente para instâncias reais poderão inspirar a inclusão de operadores de busca local heurístico, no intuito de tratar alguma restrição de forma especial, melhorando o desempenho global dos algoritmos.

ANEXO A

SOLUÇÃO TÍPICA OBTIDA ALEATORIAMENTE

Ilustração 1 - Solução Típica Gerada Aleatoriamente

Segunda-feira Dia 0											
Horários	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sala 1	--	--	158	158	35	35	--	--	--	--	--
Sala 4	--	--	--	--	84	84	--	--	--	--	--
Sala 10	--	--	125	125	--	--	--	--	--	--	--
Sala 6	--	--	--	--	--	--	--	--	176	176	--
Sala 9	--	--	153	153	44	44	--	12	12	--	--
Sala 14	--	--	--	--	--	--	165	165	133	133	133
Sala 5	162	162	--	--	145	145	32	32	--	151	151
Sala 8	--	--	--	--	--	--	49	49	49	--	--
Sala 12	--	143	143	23	23	--	--	--	--	--	--
Sala 2	--	--	88	88	39	39	163	163	--	--	--
Sala 3	--	--	22	22	--	74	74	--	--	68	68
Sala 11	--	42	42	--	--	--	37	37	--	--	--
Sala 15	--	--	--	--	135	135	--	59	59	--	--
Sala 20	198	198	--	108	108	--	174	174	174	--	--
Sala 28	--	122	122	122	--	--	--	--	--	--	--
Sala 32	--	67	67	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 39	--	--	--	89	89	--	--	--	60	60	--
Sala 16	--	--	4	4	4	--	--	--	--	--	--
Sala 21	--	102	102	78	78	--	--	--	--	--	--
Sala 33	--	--	--	5	5	--	--	--	75	75	--

Sala 33	--	--	--	5	5	--	--	--	75	75	--
Sala 36	--	70	70	11	11	--	--	6	6	--	--
Sala 42	--	--	--	80	80	--	--	--	139	139	--
Sala 18	--	0	0	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 19	--	193	193	193	81	81	57	57	155	155	--
Sala 29	--	2	2	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 34	--	10	10	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 40	--	--	19	19	--	--	--	--	--	--	--
Sala 22	--	--	--	144	144	--	--	--	--	--	--
Sala 23	--	--	--	--	136	136	43	43	33	33	--
Sala 30	--	--	--	--	170	170	--	--	--	--	--
Sala 37	--	--	58	58	--	105	105	--	93	93	--
Sala 43	--	--	197	197	--	194	194	111	111	111	--
Sala 17	--	--	61	61	61	192	192	--	--	87	87
Sala 24	--	--	142	142	142	--	--	--	154	154	--
Sala 25	--	--	--	--	--	--	--	120	120	--	--
Sala 38	--	129	129	9	9	--	--	--	--	--	--
Sala 41	--	--	90	90	--	190	190	--	79	79	79
Sala 45	138	138	138	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 46	--	--	--	--	185	185	185	116	116	--	--
Sala 48	--	--	180	180	180	--	--	--	--	--	--
Sala 26	--	--	--	--	--	53	53	56	56	175	175
Sala 27	--	--	50	50	--	--	--	--	--	100	100
Sala 31	--	--	167	167	--	--	--	--	63	63	--
Sala 35	--	--	--	--	186	186	186	--	159	159	--
Sala 44	--	179	179	179	--	--	--	130	130	--	--
Sala 47	--	--	--	36	36	--	--	104	104	--	--
Sala 49	--	--	--	--	--	--	--	--	--	141	141
Sala 0	--	--	--	177	177	150	150	--	--	--	--
Sala 7	--	--	--	94	94	--	--	--	--	--	--
Sala 13	29	29	--	--	--	--	--	--	--	--	--

Terça-feira Dia 1											
Horários	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sala 1	--	--	70	70	78	78	--	111	111	48	48
Sala 4	14	14	14	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 10	--	--	160	160	160	--	23	23	23	--	--
Sala 6	--	--	--	--	--	107	107	107	89	89	--
Sala 9	137	137	--	100	100	100	128	128	128	26	26
Sala 14	--	--	28	28	76	76	--	--	--	190	190
Sala 5	--	187	187	187	--	--	157	157	83	83	83
Sala 8	--	--	--	--	--	--	41	41	--	--	--
Sala 12	34	34	--	22	22	--	--	--	--	--	--
Sala 2	--	66	66	--	--	--	--	--	--	--	--

Sala 3	--	140	140	--	--	--	--	--	--	106	106
Sala 11	13	13	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 15	--	188	188	--	--	--	166	166	--	--	--
Sala 20	--	--	--	1	1	1	--	59	59	59	--
Sala 28	--	--	--	172	172	--	--	--	191	191	--
Sala 32	--	--	25	25	25	82	82	--	185	185	--
Sala 39	--	--	126	126	--	--	--	--	--	--	--
Sala 16	--	11	11	11	--	--	--	--	--	--	--
Sala 21	--	--	--	--	--	--	--	148	148	--	--
Sala 33	--	165	165	--	--	--	--	--	152	152	--
Sala 36	136	136	47	47	30	30	--	--	--	90	90
Sala 42	--	--	--	--	--	86	86	--	--	--	--
Sala 18	--	--	--	--	--	--	87	87	--	--	--
Sala 19	--	--	--	38	38	125	125	--	74	74	74
Sala 29	--	--	44	44	112	112	--	--	--	167	167
Sala 34	--	--	--	54	54	--	--	65	65	--	--
Sala 40	--	7	7	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 22	--	145	145	124	124	--	--	--	--	--	--
Sala 23	85	85	--	--	--	--	--	--	63	63	--
Sala 30	--	--	--	--	--	52	52	--	--	37	37
Sala 37	--	--	--	117	117	--	21	21	18	18	--
Sala 43	--	--	--	--	--	--	--	--	134	134	--

Sala 17	141	141	141	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 24	--	--	--	--	159	159	--	--	--	51	51
Sala 25	--	--	--	--	--	101	101	--	--	--	--
Sala 38	--	--	--	--	--	--	--	55	55	--	--
Sala 41	--	--	--	--	--	--	73	73	73	16	16
Sala 45	--	--	71	71	--	--	--	--	--	--	--
Sala 46	--	--	--	--	--	--	--	77	77	77	--
Sala 48	--	19	19	--	--	0	0	--	--	17	17
Sala 26	--	27	27	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 27	--	--	--	--	199	199	--	--	--	--	--
Sala 31	153	153	--	--	--	--	--	108	108	--	--
Sala 35	--	156	156	--	--	8	8	--	--	--	--
Sala 44	--	181	181	181	169	169	169	--	--	--	--
Sala 47	184	184	--	--	--	127	127	127	--	--	--
Sala 49	--	173	173	--	--	--	--	69	69	69	--
Sala 0	--	--	--	--	--	--	--	--	--	123	123
Sala 7	--	--	32	32	--	--	--	--	--	--	--
Sala 13	139	139	97	97	--	--	42	42	--	50	50

Quarta-feira Dia 2

Horários	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sala 1	--	21	21	21	--	--	--	--	--	--	--
Sala 4	53	53	--	--	--	--	--	--	--	--	--

Sala 10	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 6	--	--	197	197	197	179	179	182	182	--	--
Sala 9	92	92	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 14	--	--	8	8	--	--	--	184	184	--	--
Sala 5	--	--	97	97	177	177	--	137	137	--	--
Sala 8	13	13	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 12	--	--	149	149	99	99	--	--	91	91	--
Sala 2	196	196	196	--	--	--	186	186	84	84	--
Sala 3	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 11	--	79	79	--	--	40	40	--	--	--	--
Sala 15	--	--	--	15	15	126	126	--	--	181	181
Sala 20	--	199	199	--	--	--	--	27	27	--	--
Sala 28	--	57	57	57	--	--	--	--	--	--	--
Sala 32	--	--	--	162	162	--	--	0	0	--	--
Sala 39	--	--	29	29	--	62	62	--	--	--	--
Sala 16	166	166	--	68	68	68	131	131	--	--	--
Sala 21	123	123	--	--	--	--	75	75	--	--	--
Sala 33	--	--	--	--	--	--	39	39	20	20	--
Sala 36	--	--	146	146	--	--	--	187	187	--	--
Sala 42	--	--	107	107	98	98	--	--	115	115	--
Sala 18	--	--	--	--	--	--	--	55	55	55	--
Sala 19	--	--	--	51	51	--	178	178	--	--	--

Sala 29	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 34	--	183	183	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 40	--	--	157	157	192	192	--	--	--	--	--
Sala 22	119	119	--	--	--	--	--	67	67	67	--
Sala 23	--	--	--	125	125	148	148	113	113	--	--
Sala 30	--	--	--	--	--	--	--	7	7	7	--
Sala 37	--	83	83	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 43	--	34	34	--	10	10	--	--	--	--	--
Sala 17	--	--	176	176	101	101	--	64	64	180	180
Sala 24	--	--	147	147	135	135	--	--	114	114	--
Sala 25	--	--	--	134	134	--	--	--	--	--	--
Sala 38	--	--	175	175	--	--	93	93	--	--	--
Sala 41	--	--	--	190	190	188	188	48	48	--	--
Sala 45	--	--	105	105	--	--	--	--	--	--	--
Sala 46	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 48	--	--	--	56	56	--	--	--	127	127	--
Sala 26	--	--	121	121	--	--	--	--	--	116	116
Sala 27	72	72	72	3	3	--	--	--	--	--	--
Sala 31	--	161	161	95	95	95	--	--	132	132	--
Sala 35	--	--	110	110	130	130	--	--	--	--	--
Sala 44	52	52	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 47	--	--	--	--	--	31	31	31	--	--	--

Sala 49	58	58	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 0	--	--	193	193	96	96	96	168	168	--	--
Sala 7	--	--	26	26	--	--	--	45	45	--	--
Sala 13	--	--	--	--	94	94	--	--	--	--	--

Quinta-feira Dia 3

Horários	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sala 1	182	182	--	150	150	--	6	6	--	--	--
Sala 4	--	--	--	124	124	--	--	--	--	--	--
Sala 10	--	--	--	--	--	82	82	176	176	--	--
Sala 6	--	--	170	170	--	16	16	--	--	--	--
Sala 9	177	177	--	--	--	80	80	129	129	161	161
Sala 14	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 5	--	--	--	--	--	112	112	163	163	108	108
Sala 8	--	--	22	22	--	--	--	169	169	--	--
Sala 12	--	--	--	--	--	--	--	--	164	164	--
Sala 2	2	2	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 3	53	53	--	--	--	--	--	--	--	32	32
Sala 11	--	--	--	--	--	10	10	--	--	--	--
Sala 15	--	--	--	--	--	--	64	64	--	--	--
Sala 20	88	88	--	--	60	60	--	--	--	--	--
Sala 28	--	131	131	--	--	--	102	102	--	--	--
Sala 32	101	101	--	--	8	8	--	--	--	--	--
Sala 39	--	147	147	--	120	120	120	--	--	--	--
Sala 16	--	--	--	--	--	--	--	81	81	--	--
Sala 21	--	--	--	--	114	114	114	119	119	--	--
Sala 33	--	--	--	--	--	9	9	103	103	--	--
Sala 36	--	--	--	--	--	196	196	--	--	126	126
Sala 42	--	--	--	--	65	65	65	--	--	--	--
Sala 18	--	109	109	19	19	--	46	46	--	--	--
Sala 19	--	--	--	--	31	31	--	--	117	117	--
Sala 29	25	25	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 34	171	171	171	--	--	86	86	--	--	--	--
Sala 40	--	--	--	--	158	158	110	110	173	173	--
Sala 22	--	--	--	--	--	--	92	92	--	189	189
Sala 23	--	142	142	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 30	--	--	3	3	3	--	156	156	--	--	--
Sala 37	--	--	--	--	98	98	98	--	133	133	--
Sala 43	--	--	--	--	--	140	140	140	--	195	195
Sala 17	--	--	47	47	--	162	162	--	--	--	--
Sala 24	--	--	--	--	--	--	--	--	14	14	--
Sala 25	--	56	56	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 38	--	--	--	--	--	--	121	121	121	--	--
Sala 41	--	194	194	104	104	--	172	172	--	--	--
Sala 45	--	--	--	--	152	152	27	27	167	167	--

Sala 46	--	--	--	--	--	--	143	143	--	--	--
Sala 48	--	--	--	--	154	154	154	--	73	73	--
Sala 26	--	--	168	168	61	61	--	--	--	--	--
Sala 27	--	--	118	118	136	136	--	--	38	38	--
Sala 31	--	149	149	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 35	--	166	166	--	--	--	--	134	134	--	--
Sala 44	54	54	--	35	35	--	--	--	--	--	--
Sala 47	--	--	--	--	--	--	123	123	--	40	40
Sala 49	--	--	50	50	--	174	174	--	--	--	--
Sala 0	--	--	184	184	--	--	115	115	115	--	--
Sala 7	24	24	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 13	--	--	--	--	--	85	85	89	89	--	--

Sexta-feira Dia 4

Horários	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sala 1	--	161	161	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 4	--	--	--	160	160	--	150	150	--	--	--
Sala 10	--	--	--	30	30	30	146	146	--	--	--
Sala 6	--	--	--	--	129	129	--	--	--	--	--
Sala 9	--	191	191	--	--	18	18	--	--	182	182
Sala 14	36	36	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 5	--	--	--	156	156	--	4	4	118	118	--
Sala 8	5	5	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 12	--	155	155	45	45	--	--	--	--	--	--
Sala 2	--	--	--	--	198	198	198	96	96	--	--
Sala 3	132	132	132	--	--	--	--	85	85	--	--
Sala 11	--	--	--	--	--	195	195	--	17	17	--
Sala 15	--	--	158	158	--	--	--	12	12	12	--
Sala 20	--	--	122	122	--	--	--	--	--	--	--
Sala 28	--	128	128	--	42	42	76	76	--	103	103
Sala 32	--	151	151	151	--	--	--	90	90	--	--
Sala 39	--	--	--	--	--	--	144	144	188	188	--
Sala 16	--	145	145	--	--	--	15	15	--	--	--
Sala 21	--	--	--	77	77	75	75	--	--	--	--
Sala 33	--	--	41	41	--	91	91	--	163	163	--
Sala 36	--	--	--	--	--	--	131	131	194	194	--
Sala 42	--	28	28	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 18	--	--	--	--	--	--	172	172	--	--	--
Sala 19	--	--	--	--	20	20	--	70	70	--	--
Sala 29	--	--	--	--	94	94	--	106	106	--	--
Sala 34	--	138	138	--	--	--	64	64	--	--	--
Sala 40	--	170	170	35	35	--	--	--	--	--	--
Sala 22	--	--	--	--	199	199	--	--	--	--	--
Sala 23	--	--	--	62	62	62	153	153	--	--	--
Sala 30	--	--	--	--	34	34	--	54	54	--	--

Sala 37	--	--	--	48	48	--	--	--	--	--	--
Sala 43	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 17	71	71	71	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 24	--	--	66	66	--	171	171	--	--	49	49
Sala 25	1	1	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 38	189	189	189	--	--	--	--	113	113	113	--
Sala 41	--	--	--	--	--	110	110	--	--	--	--
Sala 45	--	--	--	--	24	24	24	164	164	164	--
Sala 46	--	--	--	--	--	--	139	139	99	99	99
Sala 48	--	72	72	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 26	--	51	51	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 27	--	--	--	--	116	116	--	109	109	109	--
Sala 31	--	--	--	--	--	--	--	112	112	--	--
Sala 35	--	--	157	157	--	--	192	192	--	--	--
Sala 44	183	183	46	46	33	33	135	135	--	--	--
Sala 47	--	--	--	--	--	--	178	178	178	69	69
Sala 49	--	81	81	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 0	--	--	--	--	--	95	95	2	2	--	--
Sala 7	--	--	--	--	--	--	173	173	--	82	82
Sala 13	43	43	--	--	--	--	--	--	--	--	--

Cor	Significado	Total de pontos na grade
	Demanda superou capacidade em mais de 20%	219
	Demanda superou capacidade entre 10% e 20%	60
	Demanda superou capacidade em menos de 10%	63
	A taxa de demanda sobre capacidade é inferior 30%	4
	A taxa de demanda sobre capacidade está entre 30% e 80%	327
	A taxa de demanda sobre capacidade é superior 80%	209
	Número de aulas práticas em salas inviáveis	115

ANEXO B

MELHOR SOLUÇÃO OBTIDA COM O ALGORITMO GENÉTICO

Ilustração 2 - Solução Gerada pelo Algoritmo Genético

Segunda-feira Dia 0											
Horários	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sala 1	--	70	70	--	--	--	57	57	--	--	--
Sala 4	--	--	50	50	--	--	--	56	56	--	--
Sala 10	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 6	--	--	--	108	108	105	105	--	--	--	--
Sala 9	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 14	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 5	--	--	142	142	142	--	--	--	139	139	--
Sala 8	--	143	143	--	135	135	--	--	--	--	--
Sala 12	--	--	--	94	94	--	--	--	--	--	--
Sala 2	--	--	167	167	--	--	--	--	--	--	--
Sala 3	--	--	--	--	--	--	174	174	174	--	--
Sala 11	--	--	--	--	--	--	165	165	--	--	--
Sala 15	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 20	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 28	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 32	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 39	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 16	--	--	--	89	89	--	--	--	75	75	--
Sala 21	--	--	197	197	--	--	--	--	--	--	--

Sala 33	--	122	122	122	44	44	--	--	159	159	--
Sala 36	--	--	125	125	170	170	--	111	111	111	--
Sala 42	--	--	--	23	23	74	74	--	--	87	87
Sala 18	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 19	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 29	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 34	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 40	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 22	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 23	--	--	19	19	--	--	--	--	--	--	--
Sala 30	--	--	153	153	--	--	--	--	--	--	--
Sala 37	--	--	22	22	--	--	--	--	33	33	--
Sala 43	--	--	--	80	80	--	--	--	--	--	--
Sala 17	--	0	0	78	78	53	53	116	116	68	68
Sala 24	--	--	61	61	61	150	150	6	6	100	100
Sala 25	--	--	90	90	186	186	186	--	176	176	--
Sala 38	198	198	88	88	136	136	--	12	12	151	151
Sala 41	--	67	67	5	5	--	163	163	63	63	--
Sala 45	--	179	179	179	84	84	43	43	--	--	--
Sala 46	--	2	2	36	36	194	194	130	130	141	141
Sala 48	29	29	180	180	180	192	192	--	93	93	--
Sala 26	--	42	42	9	9	190	190	120	120	--	--
Sala 27	--	193	193	193	185	185	185	--	133	133	133
Sala 31	162	162	58	58	35	35	--	104	104	175	175
Sala 35	--	129	129	--	81	81	--	--	155	155	--
Sala 44	--	102	102	144	144	--	49	49	49	--	--
Sala 47	138	138	138	--	145	145	37	37	60	60	--
Sala 49	--	--	158	158	39	39	32	32	79	79	79
Sala 0	--	10	10	11	11	--	--	--	--	--	--
Sala 7	--	--	4	4	4	--	--	59	59	--	--
Sala 13	--	--	--	177	177	--	--	--	154	154	--

Terça-feira Dia 1

Horários	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sala 1	--	--	70	70	--	--	--	--	--	--	--
Sala 4	--	--	--	--	--	--	--	--	--	50	50
Sala 10	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 6	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 9	--	--	--	--	112	112	--	108	108	--	--
Sala 14	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 5	--	188	188	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 8	139	139	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 12	--	187	187	187	--	--	--	--	--	--	--
Sala 2	--	--	--	172	172	--	--	--	--	167	167

Sala 3	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 11	--	165	165	--	169	169	169	--	--	--	--
Sala 15	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 20	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 28	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 32	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 39	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 16	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 21	--	--	160	160	160	--	42	42	--	--	--
Sala 33	--	--	--	54	54	--	--	--	--	--	--
Sala 36	--	--	71	71	--	--	--	--	18	18	--
Sala 42	--	--	--	--	--	--	87	87	63	63	--
Sala 18	--	--	--	--	--	--	--	65	65	--	--
Sala 19	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 29	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 34	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 40	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 22	--	--	--	--	--	--	--	59	59	59	--
Sala 23	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 30	--	140	140	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 37	--	145	145	--	--	--	--	--	185	185	--
Sala 43	--	--	--	124	124	86	86	--	--	--	--
Sala 17	--	181	181	181	199	199	--	77	77	77	--
Sala 24	--	19	19	--	--	8	8	148	148	106	106
Sala 25	--	7	7	22	22	107	107	107	--	190	190
Sala 38	--	66	66	117	117	--	157	157	191	191	--
Sala 41	14	14	14	38	38	101	101	--	74	74	74
Sala 45	137	137	28	28	30	30	73	73	73	37	37
Sala 46	141	141	141	100	100	100	41	41	--	17	17
Sala 48	13	13	25	25	25	52	52	111	111	26	26
Sala 26	85	85	--	--	--	--	21	21	--	51	51
Sala 27	--	173	173	--	--	0	0	--	89	89	--
Sala 31	184	184	126	126	--	82	82	--	83	83	83
Sala 35	--	27	27	1	1	1	128	128	128	48	48
Sala 44	153	153	97	97	78	78	23	23	23	16	16
Sala 47	136	136	47	47	159	159	166	166	152	152	--
Sala 49	34	34	32	32	76	76	--	69	69	69	--
Sala 0	--	--	44	44	--	125	125	--	--	90	90
Sala 7	--	11	11	11	--	127	127	127	134	134	--
Sala 13	--	156	156	--	--	--	--	55	55	123	123

Quarta-feira Dia 2

Horários	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sala 1	--	57	57	57	--	--	--	64	64	--	--
Sala 4	--	--	--	56	56	--	--	--	--	--	--

Sala 10	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 6	--	--	105	105	--	--	--	--	--	--	--
Sala 9	--	--	110	110	--	--	--	--	--	--	--
Sala 14	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 5	--	--	8	8	--	--	--	--	--	--	--
Sala 8	--	--	193	193	135	135	--	--	--	--	--
Sala 12	--	34	34	162	162	--	--	0	0	--	--
Sala 2	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 3	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 11	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 15	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 20	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 28	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 32	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 39	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 16	--	--	--	--	--	126	126	187	187	--	--
Sala 21	--	--	176	176	--	--	--	--	--	--	--
Sala 33	--	83	83	68	68	68	--	--	115	115	--
Sala 36	--	--	--	--	--	--	131	131	114	114	--
Sala 42	--	--	146	146	99	99	--	45	45	--	--
Sala 18	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 19	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 29	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 34	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 40	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 22	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 23	--	--	197	197	197	--	--	--	--	--	--
Sala 30	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 37	--	--	--	--	--	--	--	55	55	55	--
Sala 43	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 17	92	92	147	147	98	98	178	178	132	132	--
Sala 24	--	21	21	21	177	177	75	75	127	127	--
Sala 25	--	--	157	157	192	192	186	186	--	181	181
Sala 38	58	58	175	175	--	179	179	113	113	--	--
Sala 41	--	--	29	29	--	148	148	137	137	116	116
Sala 45	166	166	121	121	130	130	39	39	20	20	--
Sala 46	52	52	26	26	--	40	40	7	7	7	--
Sala 48	72	72	72	51	51	62	62	182	182	--	--
Sala 26	53	53	--	134	134	--	--	184	184	--	--
Sala 27	--	199	199	--	96	96	96	27	27	--	--
Sala 31	--	183	183	95	95	95	--	48	48	180	180
Sala 35	196	196	196	190	190	31	31	31	--	--	--
Sala 44	--	79	79	15	15	188	188	--	91	91	--
Sala 47	119	119	97	97	94	94	--	168	168	--	--

Sala 49	13	13	149	149	101	101	93	93	84	84	--
Sala 0	--	--	--	125	125	--	--	--	--	--	--
Sala 7	--	161	161	3	3	--	--	--	--	--	--
Sala 13	123	123	107	107	10	10	--	67	67	67	--

Quinta-feira Dia 3

Horários	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sala 1	--	56	56	--	--	--	64	64	--	--	--
Sala 4	--	--	50	50	--	--	--	--	--	--	--
Sala 10	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 6	--	--	--	--	--	112	112	--	--	--	--
Sala 9	--	--	--	--	--	--	110	110	--	108	108
Sala 14	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 5	--	142	142	--	--	80	80	--	--	--	--
Sala 8	--	--	--	--	--	--	143	143	--	--	--
Sala 12	--	--	--	--	120	120	120	--	--	--	--
Sala 2	--	--	--	--	--	--	172	172	167	167	--
Sala 3	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 11	--	--	--	--	--	174	174	169	169	--	--
Sala 15	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 20	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 28	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 32	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 39	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 16	--	--	--	--	--	82	82	129	129	--	--
Sala 21	--	--	--	--	--	162	162	--	--	--	--
Sala 33	--	--	--	--	--	85	85	119	119	--	--
Sala 36	88	88	--	--	--	86	86	81	81	--	--
Sala 42	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 18	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 19	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 29	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 34	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 40	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 22	--	--	--	--	--	--	121	121	121	--	--
Sala 23	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 30	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 37	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 43	--	194	194	--	152	152	46	46	--	195	195
Sala 17	--	149	149	--	158	158	92	92	133	133	--
Sala 24	--	131	131	--	61	61	156	156	173	173	--
Sala 25	177	177	184	184	31	31	--	176	176	126	126
Sala 38	24	24	170	170	154	154	154	--	117	117	--
Sala 41	--	109	109	150	150	--	115	115	115	--	--
Sala 45	25	25	168	168	114	114	114	--	164	164	--

Sala 46	182	182	118	118	60	60	6	6	38	38	--
Sala 48	171	171	171	124	124	196	196	134	134	40	40
Sala 26	53	53	22	22	--	9	9	163	163	161	161
Sala 27	--	--	--	35	35	140	140	140	--	--	--
Sala 31	--	166	166	104	104	16	16	--	73	73	--
Sala 35	54	54	--	19	19	--	27	27	--	--	--
Sala 44	2	2	47	47	65	65	65	103	103	189	189
Sala 47	--	147	147	--	136	136	123	123	--	32	32
Sala 49	101	101	--	--	8	8	102	102	14	14	--
Sala 0	--	--	--	--	--	10	10	--	--	--	--
Sala 7	--	--	3	3	3	--	--	89	89	--	--
Sala 13	--	--	--	--	98	98	98	--	--	--	--

Sexta-feira Dia 4

Horários	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sala 1	--	--	--	--	--	--	64	64	--	--	--
Sala 4	--	--	--	--	--	--	--	70	70	--	--
Sala 10	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 6	--	--	--	--	--	110	110	112	112	--	--
Sala 9	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 14	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 5	--	--	--	--	--	--	139	139	--	--	--
Sala 8	--	--	--	--	--	--	135	135	--	--	--
Sala 12	--	--	122	122	--	95	95	96	96	--	--
Sala 2	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 3	--	--	--	--	--	--	172	172	--	--	--
Sala 11	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 15	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 20	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 28	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 32	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 39	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 16	--	--	--	--	--	171	171	--	--	--	--
Sala 21	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 33	--	191	191	--	--	--	131	131	--	--	--
Sala 36	--	151	151	151	24	24	24	--	99	99	99
Sala 42	--	72	72	45	45	91	91	2	2	--	--
Sala 18	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 19	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 29	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 34	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 40	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 22	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 23	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 30	--	170	170	--	198	198	198	--	--	--	--

Sala 37	--	--	--	--	--	75	75	--	--	49	49
Sala 43	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 17	--	128	128	48	48	--	173	173	--	--	--
Sala 24	--	161	161	--	42	42	--	106	106	--	--
Sala 25	71	71	71	156	156	--	178	178	178	--	--
Sala 38	1	1	--	62	62	62	--	109	109	109	--
Sala 41	5	5	158	158	116	116	76	76	17	17	--
Sala 45	--	28	28	30	30	30	15	15	118	118	--
Sala 46	189	189	189	77	77	195	195	54	54	69	69
Sala 48	183	183	46	46	33	33	144	144	194	194	--
Sala 26	--	145	145	--	34	34	153	153	188	188	--
Sala 27	--	51	51	35	35	--	150	150	--	82	82
Sala 31	36	36	66	66	--	18	18	85	85	182	182
Sala 35	132	132	132	160	160	--	192	192	163	163	--
Sala 44	--	138	138	--	129	129	--	12	12	12	--
Sala 47	--	155	155	--	20	20	--	164	164	164	--
Sala 49	43	43	41	41	94	94	146	146	--	103	103
Sala 0	--	--	157	157	--	--	4	4	--	--	--
Sala 7	--	--	--	--	--	--	--	90	90	--	--
Sala 13	--	81	81	--	199	199	--	113	113	113	--

Cor	Significado	Total de pontos na grade
	Demanda superou capacidade em mais de 20%	0
	Demanda superou capacidade entre 10% e 20%	0
	Demanda superou capacidade em menos de 10%	2
	A taxa de demanda sobre capacidade é inferior 30%	6
	A taxa de demanda sobre capacidade está entre 30% e 80%	522
	A taxa de demanda sobre capacidade é superior 80%	467
	Número de aulas práticas em salas inviáveis	0

ANEXO C

MELHOR SOLUÇÃO OBTIDA COM O RECOZIMENTO SIMULADO

Ilustração 3 - Solução Gerada pelo Recozimento Simulado

Segunda-feira Dia 0											
Horários	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sala 1	--	70	70	--	--	--	57	57	--	--	--
Sala 4	--	--	90	90	--	--	--	56	56	--	--
Sala 10	--	--	50	50	44	44	--	--	176	176	--
Sala 6	--	--	--	108	108	--	--	--	--	--	--
Sala 9	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 14	--	--	--	--	--	105	105	--	--	--	--
Sala 5	--	--	19	19	135	135	--	--	139	139	--
Sala 8	--	143	143	177	177	--	--	--	--	--	--
Sala 12	--	--	142	142	142	--	--	--	--	--	--
Sala 2	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 3	--	--	--	--	--	--	174	174	174	--	--
Sala 11	--	--	167	167	--	--	165	165	--	--	--
Sala 15	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 20	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 28	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 32	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 39	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 16	--	--	22	22	--	--	--	--	--	--	--
Sala 21	--	--	158	158	--	--	163	163	75	75	--

Sala 33	--	--	--	89	89	--	--	--	159	159	--
Sala 36	--	--	--	5	5	--	--	--	154	154	--
Sala 42	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 18	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 19	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 29	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 34	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 40	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 22	--	--	125	125	35	35	--	--	--	100	100
Sala 23	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 30	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 37	--	--	61	61	61	--	--	--	60	60	--
Sala 43	--	--	--	144	144	194	194	--	33	33	--
Sala 17	162	162	180	180	180	150	150	--	133	133	133
Sala 24	--	42	42	--	185	185	185	59	59	--	--
Sala 25	--	--	153	153	186	186	186	--	--	--	--
Sala 38	--	0	0	94	94	74	74	130	130	175	175
Sala 41	29	29	58	58	84	84	--	104	104	151	151
Sala 45	--	122	122	122	145	145	43	43	63	63	--
Sala 46	--	--	88	88	81	81	49	49	49	141	141
Sala 48	--	2	2	36	36	--	37	37	--	87	87
Sala 26	--	67	67	9	9	190	190	6	6	--	--

Sala 27	--	193	193	193	--	53	53	12	12	--	--
Sala 31	198	198	197	197	170	170	--	116	116	68	68
Sala 35	--	102	102	78	78	--	--	120	120	--	--
Sala 44	138	138	138	--	136	136	--	--	79	79	79
Sala 47	--	179	179	179	39	39	--	111	111	111	--
Sala 49	--	129	129	23	23	--	32	32	93	93	--
Sala 0	--	--	--	11	11	--	--	--	--	--	--
Sala 7	--	10	10	80	80	--	--	--	--	--	--
Sala 13	--	--	4	4	4	192	192	--	155	155	--

Terça-feira Dia 1											
Horários	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sala 1	--	--	70	70	--	--	--	--	--	--	--
Sala 4	--	--	--	--	--	--	--	--	--	50	50
Sala 10	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 6	--	--	--	--	112	112	--	--	--	--	--
Sala 9	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 14	--	--	--	--	--	--	--	108	108	48	48
Sala 5	--	188	188	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 8	85	85	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 12	139	139	160	160	160	--	--	59	59	59	--
Sala 2	--	--	--	--	--	--	--	--	--	167	167

Sala 3	--	--	--	172	172	--	--	--	--	--	--
Sala 11	--	165	165	--	169	169	169	--	--	--	--
Sala 15	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 20	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 28	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 32	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 39	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 16	--	--	28	28	--	--	166	166	89	89	--
Sala 21	--	--	71	71	--	--	--	77	77	77	--
Sala 33	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 36	--	181	181	181	--	86	86	111	111	190	190
Sala 42	--	--	126	126	30	30	87	87	74	74	74
Sala 18	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 19	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 29	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 34	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 40	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 22	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 23	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 30	--	--	25	25	25	--	128	128	128	--	--
Sala 37	--	--	--	--	--	--	--	--	83	83	83
Sala 43	--	--	--	--	--	--	--	--	--	26	26

Sala 17	--	66	66	1	1	1	--	148	148	--	--
Sala 24	34	34	44	44	199	199	42	42	134	134	--
Sala 25	184	184	97	97	--	8	8	--	--	--	--
Sala 38	--	145	145	--	76	76	157	157	--	16	16
Sala 41	--	140	140	38	38	0	0	--	191	191	--
Sala 45	14	14	14	117	117	101	101	69	69	69	--
Sala 46	13	13	47	47	--	--	41	41	152	152	--
Sala 48	141	141	141	--	78	78	73	73	73	17	17
Sala 26	--	173	173	--	--	107	107	107	185	185	--
Sala 27	--	27	27	22	22	127	127	127	--	--	--
Sala 31	--	187	187	187	159	159	23	23	23	51	51
Sala 35	153	153	--	54	54	125	125	65	65	123	123
Sala 44	--	7	7	124	124	82	82	--	63	63	--
Sala 47	--	156	156	--	--	--	21	21	18	18	--
Sala 49	137	137	32	32	--	52	52	55	55	37	37
Sala 0	--	19	19	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 7	136	136	--	100	100	100	--	--	--	90	90
Sala 13	--	11	11	11	--	--	--	--	--	106	106

Quarta-feira Dia 2											
Horários	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sala 1	--	--	193	193	--	--	--	64	64	--	--
Sala 4	--	57	57	57	--	--	--	--	--	--	--

Sala 10	--	--	--	56	56	--	--	--	--	--	--
Sala 6	--	--	110	110	--	--	--	--	--	--	--
Sala 9	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 14	--	--	105	105	--	--	--	--	132	132	--
Sala 5	--	--	--	--	135	135	--	--	--	--	--
Sala 8	--	--	197	197	197	--	--	--	--	--	--
Sala 12	123	123	--	95	95	95	--	27	27	181	181
Sala 2	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 3	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 11	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 15	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 20	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 28	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 32	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 39	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 16	--	--	--	--	192	192	--	--	--	--	--
Sala 21	--	--	--	--	96	96	96	--	--	--	--
Sala 33	--	--	157	157	--	--	--	--	--	--	--
Sala 36	--	--	175	175	--	126	126	45	45	--	--
Sala 42	--	--	176	176	--	--	93	93	84	84	--
Sala 18	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 19	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 29	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 34	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 40	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 22	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 23	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 30	--	--	--	162	162	--	--	--	--	--	--
Sala 37	--	83	83	--	--	--	--	182	182	--	--
Sala 43	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 17	53	53	147	147	98	98	--	48	48	180	180
Sala 24	--	199	199	190	190	--	178	178	--	--	--
Sala 25	--	--	107	107	94	94	--	67	67	67	--
Sala 38	--	79	79	134	134	31	31	31	91	91	--
Sala 41	92	92	146	146	--	62	62	187	187	116	116
Sala 45	72	72	72	--	130	130	131	131	20	20	--
Sala 46	119	119	26	26	--	40	40	184	184	--	--
Sala 48	52	52	121	121	99	99	--	137	137	--	--
Sala 26	--	161	161	125	125	188	188	113	113	--	--
Sala 27	--	34	34	51	51	148	148	0	0	--	--
Sala 31	58	58	149	149	101	101	186	186	115	115	--
Sala 35	166	166	97	97	--	--	--	7	7	7	--
Sala 44	--	183	183	68	68	68	39	39	127	127	--
Sala 47	13	13	29	29	177	177	75	75	114	114	--

Sala 49	196	196	196	15	15	179	179	168	168	--	--
Sala 0	--	--	8	8	--	--	--	--	--	--	--
Sala 7	--	21	21	21	10	10	--	--	--	--	--
Sala 13	--	--	--	3	3	--	--	55	55	55	--

Quinta-feira Dia 3

Horários	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sala 1	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 4	--	56	56	--	--	--	64	64	--	--	--
Sala 10	--	--	50	50	--	--	--	--	--	--	--
Sala 6	--	--	--	--	--	--	110	110	--	108	108
Sala 9	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 14	--	--	--	--	--	112	112	--	--	--	--
Sala 5	--	--	--	--	--	--	156	156	--	--	--
Sala 8	--	142	142	--	--	--	143	143	--	--	--
Sala 12	171	171	171	--	--	85	85	--	--	--	--
Sala 2	--	--	--	--	--	--	172	172	167	167	--
Sala 3	--	--	--	--	--	174	174	--	--	--	--
Sala 11	--	--	--	--	--	--	--	169	169	--	--
Sala 15	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 20	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 28	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 32	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 39	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 16	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 21	--	--	--	--	--	9	9	--	--	--	--
Sala 33	--	--	--	--	120	120	120	129	129	126	126
Sala 36	--	--	--	--	158	158	--	--	--	--	--
Sala 42	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 18	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 19	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 29	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 34	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 40	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 22	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 23	--	--	--	--	--	--	6	6	--	--	--
Sala 30	--	109	109	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 37	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 43	--	--	--	--	--	140	140	140	73	73	--
Sala 17	53	53	184	184	61	61	92	92	--	161	161
Sala 24	177	177	22	22	31	31	27	27	173	173	--
Sala 25	--	131	131	--	--	80	80	134	134	--	--
Sala 38	--	166	166	--	152	152	123	123	38	38	--
Sala 41	--	194	194	--	60	60	102	102	164	164	--
Sala 45	54	54	168	168	65	65	65	81	81	195	195

Sala 46	--	147	147	124	124	--	115	115	115	189	189
Sala 48	182	182	118	118	98	98	98	119	119	--	--
Sala 26	--	--	--	--	136	136	121	121	121	--	--
Sala 27	--	--	--	19	19	82	82	163	163	--	--
Sala 31	25	25	--	35	35	86	86	--	117	117	--
Sala 35	2	2	--	104	104	16	16	--	133	133	--
Sala 44	24	24	--	150	150	196	196	--	14	14	--
Sala 47	101	101	170	170	8	8	46	46	--	40	40
Sala 49	88	88	47	47	114	114	114	103	103	32	32
Sala 0	--	--	--	--	--	10	10	--	--	--	--
Sala 7	--	--	3	3	3	162	162	176	176	--	--
Sala 13	--	149	149	--	154	154	154	89	89	--	--

Sexta-feira Dia 4

Horários	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Sala 1	--	--	--	--	--	--	64	64	--	--	--
Sala 4	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 10	--	--	--	--	--	--	--	70	70	--	--
Sala 6	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 9	--	--	--	--	--	110	110	--	--	--	--
Sala 14	--	--	--	--	--	--	--	112	112	--	--
Sala 5	--	--	157	157	--	--	--	--	--	--	--
Sala 8	--	--	--	--	--	--	135	135	--	--	--
Sala 12	--	170	170	48	48	--	139	139	--	--	--
Sala 2	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 3	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 11	--	--	--	--	--	--	172	172	--	--	--
Sala 15	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 20	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 28	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 32	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 39	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 16	--	--	--	--	--	--	178	178	178	--	--
Sala 21	--	51	51	--	--	--	--	90	90	--	--
Sala 33	--	--	--	160	160	171	171	--	--	--	--
Sala 36	132	132	132	--	198	198	198	164	164	164	--
Sala 42	--	138	138	--	42	42	173	173	194	194	--
Sala 18	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 19	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 29	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 34	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 40	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 22	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 23	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
Sala 30	--	191	191	--	--	91	91	--	--	--	--

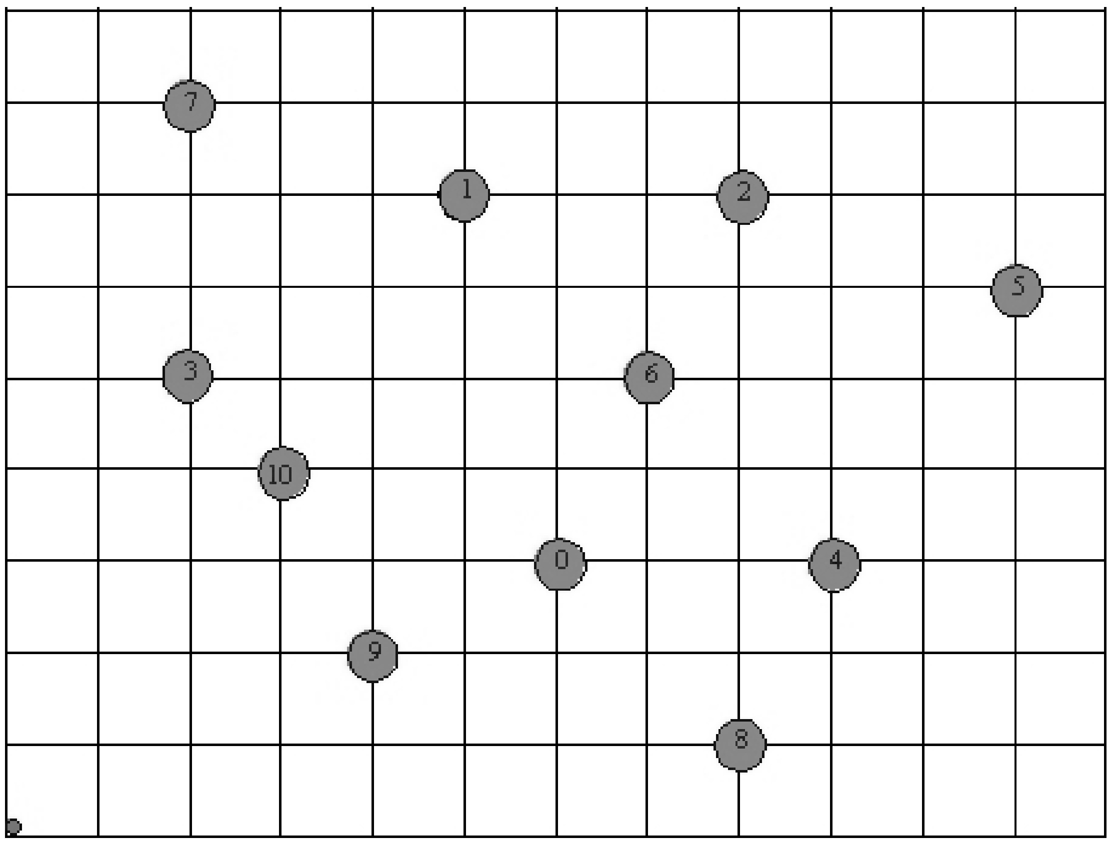
Sala 37	--	--	--	77	77	95	95	12	12	12	--
Sala 43	--	--	--	62	62	62	--	109	109	109	--
Sala 17	--	--	122	122	129	129	192	192	--	--	--
Sala 24	1	1	158	158	34	34	--	--	--	82	82
Sala 25	--	161	161	--	--	75	75	113	113	113	--
Sala 38	--	72	72	--	24	24	24	106	106	49	49
Sala 41	183	183	46	46	--	18	18	2	2	--	--
Sala 45	189	189	189	30	30	30	15	15	118	118	--
Sala 46	--	151	151	151	116	116	153	153	--	103	103
Sala 48	5	5	41	41	20	20	144	144	99	99	99
Sala 26	--	145	145	--	94	94	--	85	85	--	--
Sala 27	71	71	71	--	--	--	--	96	96	--	--
Sala 31	--	155	155	--	199	199	131	131	--	--	--
Sala 35	--	128	128	--	33	33	76	76	163	163	--
Sala 44	36	36	66	66	--	--	146	146	--	69	69
Sala 47	--	28	28	45	45	--	--	--	17	17	--
Sala 49	43	43	--	35	35	195	195	54	54	182	182
Sala 0	--	--	--	--	--	--	150	150	--	--	--
Sala 7	--	--	--	--	--	--	4	4	188	188	--
Sala 13	--	81	81	156	156	--	--	--	--	--	--

Cor	Significado	Total de pontos na grade
	Demanda superou capacidade em mais de 20%	0
	Demanda superou capacidade entre 10% e 20%	0
	Demanda superou capacidade em menos de 10%	0
	A taxa de demanda sobre capacidade é inferior 30%	2
	A taxa de demanda sobre capacidade está entre 30% e 80%	543
	A taxa de demanda sobre capacidade é superior 80%	452
	Número de aulas práticas em salas inviáveis	0

ANEXO D

CARACTERÍSTICAS DA INSTÂNCIA CONSIDERADA

Ilustração 4 - Localização Espacial dos Setores da Instância de Teste



Escala: 1 cm = 25m.

O ponto em vermelho se refere à entrada para a universidade e se localiza na origem.

Ilustração 5 - Relação das Salas e suas Respectivas Capacidades e Localização nos Setores

Código	Capacidade	Setor	Código	Capacidade	Setor	Código	Capacidade	Setor
0	20	0	8	25	3	15	34	5
1	20	1	9	28	2	16	34	6
2	20	4	10	28	1	17	34	9
3	23	4	11	28	4	18	34	7
4	23	1	12	32	3	19	34	7
5	23	3	13	32	0	20	30	5
6	25	2	25	30	9	21	30	6
7	25	0	14	32	2	22	30	8

Código	Capacidade	Setor	Código	Capacidade	Setor	Código	Capacidade	Setor
23	30	8	32	35	5	41	45	9
24	30	9	33	35	6	42	50	6
25	30	9	34	35	7	43	50	8
26	30	10	35	35	10	44	50	10
27	30	10	36	40	6	45	60	9
28	38	5	37	40	8	46	60	9
29	38	7	38	40	9	47	60	10
30	38	8	39	45	5	48	80	9
31	38	10	40	45	7	49	80	10

Ilustração 6 - Relação das Turmas e suas Demandas

Código	Dem.	Código	Dem.	Código	Dem.	Código	Dem.	Código	Dem.
0	27	32	38	64	11	96	26	128	32
1	30	33	35	65	34	97	30	129	33
2	32	34	28	66	32	98	31	130	35
3	23	35	24	67	30	99	40	131	24
4	22	36	35	68	34	100	25	132	32
5	37	37	56	69	41	101	38	133	25
6	29	38	40	70	17	102	31	134	24
7	26	39	42	71	27	103	50	135	17
8	20	40	58	72	36	104	34	136	22
9	28	41	41	73	37	105	22	137	44
10	19	42	27	74	36	106	27	138	45
11	17	43	54	75	24	107	28	139	23
12	30	44	19	76	32	108	20	140	27
13	48	45	37	77	24	109	31	141	49
14	45	46	35	78	29	110	15	142	18
15	43	47	46	79	36	111	39	143	24
16	34	48	31	80	23	112	24	144	38
17	41	49	39	81	31	113	27	145	29
18	36	50	22	82	27	114	40	146	39
19	19	51	28	83	34	115	35	147	33
20	48	52	54	84	36	116	33	148	29
21	23	53	29	85	23	117	38	149	32
22	23	54	35	86	34	118	53	150	18
23	35	55	32	87	44	119	34	151	36
24	40	56	19	88	36	120	28	152	39
25	36	57	17	89	24	121	26	153	25
26	38	58	31	90	19	122	32	154	32
27	26	59	25	91	36	123	24	155	31
28	33	60	40	92	33	124	41	156	20
29	43	61	30	93	49	125	18	157	20
30	49	62	39	94	25	126	29	158	22
31	27	63	41	95	29	127	22	159	35

Código	Dem.	Código	Dem.	Código	Dem.	Código	Dem.	Código	Dem.
160	30	168	55	176	22	184	29	192	27
161	25	169	24	177	23	185	26	193	18
162	20	170	31	178	26	186	22	194	44
163	28	171	32	179	28	187	31	195	47
164	39	172	14	180	34	188	22	196	32
165	24	173	26	181	26	189	49	197	20
166	31	174	23	182	38	190	19	198	36
167	17	175	38	183	34	191	31	199	29

Ilustração 7 - Relação das Turmas de Aulas Práticas e os Setores Viáveis

Setor	Turma	Setor	Turma	Setor	Turma	Setor	Turma	Setor	Turma
0	3	1	56	2	108	3	142	4	172
0	4	1	57	2	110	3	143	4	174
0	10	1	64	2	112	4	165		
0	11	1	70	3	135	4	167		
1	50	2	105	3	139	4	169		

10 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Alvarenga, G.B.; Mateus, G. R. ***A* Two-Phase Genetic and Set Partitioning Approach for the Vehicle Routing Problem with Time Windows**, Fourth International Conference on Hybrid Intelligent Systems (HIS04), IEEE Computer Society Press, (2004).

Andrade, C.E. ; Batista, F.L.C.; Toso, R.F. **Modelo de Otimização para Transporte de Cargas em Ambientes Reduzidos**. 2004. Monografia Projeto Orientado (Monografia apresentada para obtenção do título em Bacharel em Ciência da Computação) – Universidade Federal de Lavras – Lavras.

Backer, J. E. **Adaptive selection methods for genetic algorithm**, 1985. Internacional Conference on Genetic Algorithms and Their Applications.

Bardadym, V. A. **Computer-Aided School and University Timetabling:TheNew Wave**, Lecture Notes in Computer Science: 1153:22-45,1996.

Bernardi, R. **Aplicando a Técnica de Times Assíncronos na Otimização de Problemas de Empacotamento Unidimensional**. 2001. Dissertação (Mestrado em Engenharia) – Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo.

Biajoli, F. L. **Resolução do Problema de Programação de Jogos do Campeonato Brasileiro de Futebol**. 2003. Monografia Projeto Orientado (Monografia apresentada para obtenção do título em Bacharel em Ciência da Computação) – Universidade Federal de Ouro Preto. Ouro Preto.

Brindle, A. **Genetic algorithms for function optimization**, 1979. University of Alberta.

Burke, E.K., Cowling, P., Landa Silva, J.D. and Mccollum, B. ***Three Methods to Automate the Space Allocation Process in UK Universities***, *Lecture Notes in Computer Science*, 2079: 254-276, 2001.

Carter, M.V. and Tovey, C.A. **When Is the Classroom Assignment Problem Hard?** *Operations Research*, 40:S28-S39, 1992.

Castro, O. M. **Resolução do problema de alocação de salas de aula via *Simulated Annealing***. 2003. Monografia Projeto Orientado (Monografia apresentada para obtenção do título em Bacharel em Ciência da Computação) – Universidade Federal de Ouro Preto. Ouro Preto.

Cooper, T. B.; Kingston, J. H. **The Complexity if Timetable Construction Problems**. In Burke, E.k.; Ross, p. (eds), **Practice and Theory of Automated Timetabling**, v. 1153, Lecture Notes in Computer Science, pp. 283-295. Springer-Verlag, Berlin, 1996.

Cormen, T. H.; Leiserson, C. E.; Rivest, R. L; Stein, C. **Algoritmos: Teoria e Prática**. Tradução da Segunda Edição Americana por Vandenberd D. de Souza.Rio de Janeiro: Campus, 2002, p.763-807.

Costa, F.P. **Programação de Horários em Escolas via GRASP e Busca Tabu**. 2003. Monografia Projeto Orientado (Monografia apresentada para obtenção do título em Bacharel em Ciência da Computação) – Universidade Federal de Ouro Preto. Ouro Preto.

Csima J.; Gotlieb, C.C. **Tests on a Computer Method for Construction fo School Timetables**. Communications of the ACM, v. 7, pp. 160-163, 1961.

Dowsland, K.A. **Off-the-Peg or Made-to-Measure? Timetabling and Scheduling with SA and TS**, *Lecture Notes in Computer Science*, 1408:37-52, 1998.

Dowsland, K.A. *Simulated Annealing*, In Reeves, C.R. (ed), **Modern Heuristic Techniques for Combinatorial Problems**, Blackwell Scientific Publications, 20-69,1993.

Erben, W. and Keppler, J. **A Genetic Algorithm Solving a Weekly Course-Timetabling Problem**, *Lecture Notes in Computer Science*, 1153:198-211, 1996.

Evans, J.R.; Minieka, E. **Optimization Algorithms for Network and Graphs**. USA, Marcel Dekker, USA: Marcel Dekker Inc., 1978.

Even, S., Itai, A. and Shamir, A. **On the complexity of timetabling and multicommodity flow problems**, *SIAM Journal of Computation*, 5:691-703, 1976.

Feo, T.A.; Resende, M.G.C. **Greedy randomized adaptive search procedures**, Journal of Global Optimization, 6:109-133, 1995.

Glover, F.; Laguna, M. **Tabu Search, Kluwer academic Publishers**. Boston: 1997.

Goldberg D. E. *Genetic* **Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning**. The University of Alabama, 1989.

Hertz, A. **Tabu search for large scale timetabling problems**, *European Journal of Operational Research*, 54:39-47, 1992.

Holland, J. H. **Adaptation in Natural and Artificial System**. University of Michigan Press, 1975.

Java, Sun microsystems - Java Virtal Machine 5.0, ***URL: http://java.sun.com***

Kirkpatrick, S., Gellat, D. C., Vecchi, M. P., **Optimizations by Simulated Annealing**. *Science* v. 220, pp. 671-680, 1983.

Luna, H.P.; Goldbarg, M.C. **Otimização Combinatória e Programação Linear**. Rio de Janeiro: Campus, 2000.

Mauri, G.R. **Resolução do Problema de Programação de Tripulações de um Sistema de Transporte Público via *Simulated Annealing***. 2003. Relatório Técnico – Universidade Federal de Ouro Preto – Ouro Preto.

Melo, V. **Metaheuristicas para o Problema do Caixeiro Viajante com Coleta de Prêmios.** Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) - Universidade Federal Fluminense, Niterói, Rio de Janeiro: 2001.

Michalewicz, Z., Schoemauer, M. **Evolutionary Algorithms for Constrained Parameter Optimization Problems**. *Evolutionary Computation*, 1996.

Mitchell, M.. **An Introdution to Genetic Algorithms.** Massachusetts Institute of Tecnology, 1996.

Noronha, T.F. **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.

Oliveira, H. C. B. **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).

Papadimitriou, C. H.; Steiglitz, K. **Combinatorial Optimization: Algorithms and Complexity**. USA: Dover Publications Inc., 1982.

PostgreSQL, The PostgreSQL Global Development Group. ***URL: http://postgresql.org***

Rao, S. S. “Optimization - **Theory and Applications** - *Second Edition Wiley Eastern Limited*, 1978.

Raupp, M.P. **Introdução à Otimização Linear**, LNCC, Rio de Janeiro. Notas de Aulas, Curso de Verão LNCC, 2003.

Rich, D.C. ***A* Smart Genetic Algorithm for University Timetabling**, *Lecture Notes in Computer Science*, 1153: 181-197, 1996.

Santos, A.M.; Marques, E.; Ochi, L.S. **Design and implementation of a timetable system using genetic algorithm**. *Second International Conference on Practice and Theory of Automated Timetabling*, Toronto, Canada, 1997.

Schaefer, A. **A survey of automated timetabling**. Artificial Intelligence Review, v. 13, pp. 87-127, 1999.

Silva, A. S. N. ***Estudo* e Implementação, Mediante Recozimento Simulado, do Problema de Alocação de Salas**. Monografia, Departamento de Ciência da Computação, Universidade Federal de Lavras (2005).

Silva, R. M. A. **Otimização Baseada em Colônia de Formigas Aplicada ao Problema de Cobertura de Conjuntos.** Tese de Doutorado, Centro de Informática, Universidade Federal de Pernambuco (2003).

Souza, M. J. F.; Martins, A. X.; Araújo, C. R.; Costa, F. W. A. **Alocação de Salas via VNS**. In XXII Encontro Nacional de Engenharia de Produção, 2002, Curitiba. Anais do XXII ENEGEP, Santa Bárbara D´Oeste, ABEPRO, 2002, CD-ROM, 8 p.

Souza, M.J.F. **Programação de Horários em Escolas: uma Aproximação por Metaheurísticas**. 2000. Dissertação (Doutorado em Ciências em Engenharia de Sistemas e Computação) – Universidade Federal de Rio de Janeiro – Rio de Janeiro.

Timóteo, G. T. S. **Desenvolvimento de um Algoritmo Genético para a Resolução do *Timetabling***, 2002 . Monografia Projeto Orientado (Monografia apresentada para obtenção do título em Bacharel em Ciência da Computação) – Universidade Federal de Lavras – Lavras.

Ueda, H., Ouchi, D., Takahashi, K. and Miyahara, T. **A Co-evolving Timeslot/Room Assignment Genetic Algorithm Technique for Universities Timetabling**, Lecture Notes in Computer Science, 2079: 48-63, 2001.

Xavier, A.M; Araújo, C.R. **Experiência com *simulated annealing* e busca tabu na resolução do problema de alocação de salas**. 2001. Relatório (Apresentação PIBIC/Cnpq) Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto.

Werra, D. **An introduction to timetabling, European Journal of Operational Research**, 19:151-162, 1994.

Wetzel, A. **Evaluation of the effectiveness of genetic algorithms in combinatorial optimization**, 1983. University of Pittsburg.

Wren, A. **Scheduling, timetabling and rostering – a special relationship?** *in The Practice and Theory of Automated Timetabling: Selected Papers from the 1 stInternacional Conference, Lecture Notes in Computer Science*. Berlin, 1996.