Universidade Federal de Juiz de Fora Instituto de Ciências Exatas Bacharelado em Ciência da Computação

Utilização de algoritmos inteligentes para refinamento da grade de horários do Departamento de Ciência da Computação

Héber Ferreira Marques

JUIZ DE FORA JULHO, 2017

Utilização de algoritmos inteligentes para refinamento da grade de horários do Departamento de Ciência da Computação

HÉBER FERREIRA MARQUES

Universidade Federal de Juiz de Fora Instituto de Ciências Exatas Departamento de Ciência da Computação Bacharelado em Ciência da Computação

Orientador: Luciana Conceição Dias Campos

JUIZ DE FORA JULHO, 2017

Utilização de algoritmos inteligentes para refinamento da grade de horários do Departamento de Ciência da Computação

Héber Ferreira Marques

MONOGRAFIA SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO DE CIÊNCIAS
EXATAS DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA, COMO PARTE INTE-
GRANTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE
BACHAREL EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO.

Aprovada por:

Luciana Conceição Dias Campos Doutor em Engenharia Elétrica

Lorenza Leão Oliveira Moreno Doutor em Informática

Saulo Moraes Villela Doutor em Engenharia de Sistemas e Computação

JUIZ DE FORA 06 DE JULHO, 2017

Resumo

A alocação de uma grade de horários consiste em agrupar diversos elementos, atendendo a diferentes restrições do problema a ser solucionado. Neste trabalho realizou-se a alocação da grade horária dos cursos presenciais do Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Juiz de Fora, respeitando as restrições de cada grade de curso, o horário de trabalho dos professores e o oferecimento de disciplinas para cursos externos. Para realizar a alocação das grades de horários foram utilizados as técnicas Otimização de Colônia de Formigas Artificiais (Ant Colony Optimization) e Otimização por Busca Harmônica (Harmony Search Optimization). O algoritmo proposto obteve bons resultados, conseguindo alcançar soluções viáveis para auxiliar os responsáveis pelo plano departamental do DCC.

Palavras-chave: Agendamento de Horário (*Time Scheduling*), Otimização, Colônia de Formigas Artificiais, Busca Harmônica.

Abstract

The timetable problem consists in grouping several elements, respecting different cons-

traints of the problem to be solved. In this work, the timetable of courses from the

Computer Science Department (DCC) of the Federal University of Juiz de Fora was used.

The restrictions of each course grid, the working hours of the teachers and the offering of

classes for external courses were respected. In order to realize the allocation of schedu-

les, the techniques of Ant Colony Optimization and Harmony Search Optimization were

used. The proposed algorithm obtained good results, achieving viable solutions to assist

the responsibles for build the timetable of the DCC.

Keywords: Timetabling, Optimization, Artificial Ant Colony, Harmony Search.

Agradecimentos

Agradeço a meus pais, pelo encorajamento e apoio durante toda graduação. À professora Luciana pela orientação e principalmente pela paciência, sem a qual este trabalho não se realizaria.

Aos professores do Departamento de Ciência da Computação pelos seus ensinamentos e aos funcionários do curso, que durante esses anos, contribuíram de algum modo para o meu enriquecimento pessoal e profissional.

Ao Grupo de Educação Tutorial do curso de Ciência da Computação, no qual integrei durante a maior parte de minha graduação, sendo esse o exponencial para o desenvolvimento da pesquisa que embasa o presente trabalho. Todos os getianos sempre me apoiaram e dividiram incertezas e vitórias comigo, por isso, deixo aqui o meu muito obrigado.

Conteúdo

Li	sta d	le Figuras	5
\mathbf{Li}	sta d	le Tabelas	6
Li	sta d	le Abreviações	7
1	Intr	rodução	8
	1.1	Motivação	8
	1.2	Justificativa	9
	1.3	Objetivos	Ĝ
2	Fun	idamentação Teórica	11
	2.1	Problema de Alocação de Horários (<i>Timetabling</i>)	11
		1	12
			13
	2.2	Métodos de Otimização	15
		, <u>,</u>	15
		2.2.2 Otimização por Busca Harmônica	17
3	Alo	cação de Horários para o Departamento	20
	3.1	1 ,	20
	3.2	Metodologia	23
		3.2.1 Otimização por Colônia de Formigas (ACO)	24
		3.2.2 Otimização por Busca Harmônica	32
	3.3	Busca Local	35
	3.4	Software do Plano Departamental do DCC UFJF	36
4			43
	4.1	Resultados Obtidos	44
5	Cor	nclusão e Trabalhos Futuros	5 2
\mathbf{A}	Ane	exo I - Algoritmos	5 3
Bi	bliog	grafia	57

Lista de Figuras

2.1	Diagrama de Euler para o Conjunto P, NP, NP-Difícil e NP-Completo	12
2.2	Formigas em busca de alimento. Fonte: (BONABEAU; DORIGO; THE-	
	RAULAZ, 1999)	16
2.3	Músicos compondo. Adaptado de: (AL-BETAR; KHADER; ZAMAN, 2012).	19
3.1	Fluxograma representativo da organização dos algoritmos	23
3.2	Fluxograma representativo do algoritmo de formigas (ACO)	25
3.3	Fluxograma representativo do algoritmo de seleção ProximoItemPermutado.	26
3.4	Geração do vetor pseudo randômico. Adaptado de: (NOTHEGGER et al.,	
	2012)	27
3.5	Fluxograma representativo do algoritmo de seleção da Roleta	28
3.6	Método de geração do vetor a ser selecionado pela Roleta	29
3.7	Fluxograma representativo do algoritmo de seleção do Torneio	30
3.8	Método de geração do vetor a ser selecionado pelo Torneio	30
3.9	Fluxograma da Otimização por Busca Harmônica(HSO)	33
3.10	Exemplo da geração de uma solução pela Otimização por Busca Harmônica	
	$(HSO). \dots \dots$	34
3.11	Exemplo da seleção de horários na Otimização por Busca Harmônica (HSO).	35
	Fluxograma representativo da Busca Local	36
	Modelagem do Banco de Dados utilizado	37
	Interface responsável por exibir o Plano departamental	38
	Turmas ministradas pelo docente	39
	Interface responsável por cadastrar as solicitações de vagas dos coordenadores.	40
	Exibe as solicitações de vagas dos coordenadores para cada disciplina	40
	Turmas cadastradas	41
	Docentes cadastrados	41
	Disciplinas cadastradas	42
3.21	Cursos Cadastrados	42
4.1	Gráfico de convergência de penalizações fortes no algoritmo ACO com Ro-	
	leta, Busca Local e HSO	47
4.2	Gráfico de convergência de penalizações fracas no algoritmo ACO com Ro-	
	leta, Busca Local e HSO	48

Lista de Tabelas

3.1	Exemplo de um período de uma grade existente em um curso noturno	23
4.1	Valores dos parâmetros	44
4.2	Combinações de algoritmos utilizados	46
4.3	Resultados obtidos	46
4.4	Período com violações de restrições fortes	47
4.5	Comparação entre o resultado feito manualmente e o obtido pelo algoritmo	
	para o curso de Ciência da Computação	49
4.6	Comparação entre o resultado feito manualmente e o obtido pelo algoritmo	
	para o curso de Sistema de Informação	49
4.7	Horários definidos para o Docente P4	50

Lista de Abreviações

DCC Departamento de Ciência da Computação

UFJF Universidade Federal de Juiz de Fora

 ${\bf ACO} \quad \ Ant \ Colony \ Optimization$

HSO Harmony Search Optimization

 ${\rm GA} \qquad {\it Genetic Algorithm}$

 ${\bf PSO} \quad \ \, Particle \,\, Swarm \,\, Optimization$

BCO Bee Colony Optimization

HCP Hard Constraint Penalty

SCP Soft Constraint Penalty

HM Harmony Memory

1 Introdução

Na alocação de uma grade de horários realiza-se a combinação de diversos elementos, atendendo a diferentes restrições do problema a ser solucionado. Os elementos podem ser os professores, disciplinas, turmas, horários ou salas de aula. Tem-se como restrições a alocação de diferentes turmas para diferentes professores, evitar conflitos de horários entre as turmas, entre outras. A junção de todos esses fatores concebe ao problema um forte caráter combinatório. A complexidade deste tipo de problema é elevada e dificilmente encontra-se uma solução ótima.

1.1 Motivação

Obter uma boa solução para o problema de alocação de grade de horários é de extrema importância para as unidades de ensino. Por exemplo, alunos dependem dos horários e turnos das turmas para serem capazes de cursar as disciplinas necessárias em seu período e professores possuem determinados horários de suas preferências para ministrar suas turmas.

O Departamento de Ciência da Computação (DCC) da Universidade Federal de Juiz de Fora (UFJF) necessita solucionar esse problema todo semestre e alocar a grade horária de seus cursos. Como o DCC possui 4 cursos de graduação presenciais, elaborar o plano departamental de todas as turmas para o semestre letivo é uma tarefa complexa.

O plano departamental do DCC deve conter as turmas oferecidas pelo departamento em horários que atendam a grade dos cursos de graduação que o mesmo oferece, sendo eles Ciência da Computação Noturno e Diurno, Engenharia Computacional e Sistemas de Informação. Também são oferecidas turmas em horários específicos para atender a demanda de outros departamentos que possuem em suas grades disciplinas ofertadas pelo DCC, como por exemplo Algoritmos e Laboratório de Programação. Essas são disciplinas básicas para todos os cursos da área de ciências exatas e engenharia.

Além disso, um plano departamental pode possuir diversas outras regras, como

1.2 Justificativa 9

por exemplo atender a restrição de horário dos professores, turmas não terem quatro horas seguidas de duração, entre outras. Isso motivou o desenvolvimento um software que auxilie o departamento a obter este planejamento de forma otimizada, diminuindo o esforço de quem o elabora.

1.2 Justificativa

O fator combinatório gerado por todas as regras, citadas na Seção 1.1, transforma a construção do plano departamental, que quando realizado de forma manual, em uma tarefa árdua e complexa.

Analisando esse fator, gera-se a necessidade de um software focado em gerenciar o plano e auxiliar as pessoas responsáveis por construí-lo com diversas opções, com o intuito de ajudá-lo a decidir a melhor solução. Assim, o desenvolvimento do software e o uso de algoritmos inteligentes se fazem necessários e tornam-se importantes como um auxílio ao departamento.

1.3 Objetivos

O objetivo deste trabalho é o desenvolvimento de um software capaz de gerenciar todos os dados do plano departamental, utilizando algoritmos inteligentes para realizar a melhor alocação possível, com o intuito de auxiliar as pessoas encarregadas por elaborá-lo.

Seu foco principal ao gerar soluções auxiliares é extinguir colisões de horários e, em alguns casos, grandes janelas entre horários já definidos.

Após uma análise na literatura nota-se que este problema de alocação de grade de horários é bastante abordado, existindo inclusive concursos específicos, envolvendo diferentes abordagens para solucioná-lo. Muitas das abordagens encontradas na literatura utilizam algoritmos inteligentes para a sua resolução.

Algoritmos inteligentes são técnicas inspiradas em processos do âmbito terrestre para a resolução de problemas computacionalmente complexos. Alguns exemplos de abordagens inteligentes são Algoritmos Genéticos, Otimização por Colônia de Formigas, Otimização por Enxame de Partículas, Otimização por Busca Harmônica, entre outros.

1.3 Objetivos

As abordagens empregadas para a resolução do problema neste trabalho foram Otimização por Colônia de Formigas e Otimização por Busca Harmônica. Ambas abordagens foram selecionadas devido ao sucesso na literatura para a solução de problemas com características semelhantes ao abordado neste trabalho. Os algoritmos foram empregados de forma híbrida onde a memória harmônica trabalha utilizando as soluções encontradas pelo algoritmo de formigas, na tentativa de buscar uma melhor solução.

O trabalho está dividido em duas partes. A primeira é o desenvolvimento de uma interface amigável para a manipulação dos dados da grade de horários do DCC. Já a segunda é a aplicação das técnicas de algoritmos inteligentes para solucionar o problema da grade de horários apresentado. Tendo como objetivo o provimento de diferentes opções viáveis para um especialista tomar a decisão final.

2 Fundamentação Teórica

Este capítulo aborda todos os conceitos teóricos necessários para o bom entendimento do trabalho. Inicialmente, descreve-se o problema de alocação de horários apontando diferentes restrições e seus elementos combinatórios. Em seguida, é feita uma breve contextualização sobre os métodos de otimização escolhidos para resolver tal problema.

2.1 Problema de Alocação de Horários (Timetabling)

A alocação de horários é um problema de satisfação de restrições, comum em diversas áreas em que há a necessidade de se definir determinada pessoa, tarefa ou turmas em algum horário ou local específico. Tem-se que uma boa solução é aquela que ao alocar o objeto suas restrições não são violadas. Normalmente, esse problema ocorre em empresas, indústrias, escolas, esportes, hospitais, entre outros. O foco deste trabalho é a alocação da grade dos cursos do DCC da UFJF.

O problema de alocação de grade de horários em instituições de ensino possui diversas adversidades e fatores que o torna complexo e de difícil solução. Sem ajuda computacional, uma pessoa pode demorar dias para alcançar uma solução e, no final, esse pode não ser o melhor resultado. Alocar todos os recursos solicitados, satisfazendo todos os fatores e restrições envolvidos, revela-se como uma boa solução para esse tipo de problema.

No geral, a alocação de grade de horários de instituições de ensino envolve como recursos os professores, turmas, horários, estudantes e salas de aula. Assim, uma solução viável para esse problema seria a combinação dos recursos de forma a conciliar todos os envolvidos, minimizando a ocorrência de conflitos e respeitando as limitações estabelecidas para o mesmo. As restrições são classificadas em três categorias, apontadas em (SANTOS; SOUZA, 2007), descritas a seguir:

• Restrições Organizacionais - são as restrições específicas da universidade, como a alocação de salas de aula e o número de turmas por docente.

- Restrições Pedagógicas normalmente referem-se a questões que melhoram o aprendizado dos alunos envolvidos, como, por exemplo, uma disciplina não possuir quatro horas seguidas de aula.
- Restrições Pessoais levam em consideração as requisições pessoais dos envolvidos, como sua disponibilidade de horário, preferência pelas disciplinas a lecionar, entre outros.

Uma boa solução para este tipo de problema, envolvendo todos os fatores apresentados acima, é complexa e de difícil obtenção. Isso o classifica na família de problemas do tipo NP-Difícil, como demostrado em (EVEN; ITAI; SHAMIR, 1976).

2.1.1 Problemas NP-Completos e NP-Difíceis

No ramo da Computação existem diversos tipos de problemas, nos quais cada um recebe uma determinada classificação conforme a complexidade para sua solução. As principais podem ser vistas na Figura 2.1, onde têm-se as classes P, NP, NP-Completo e NP-Difícil, e seus envolvimentos com outras classes.

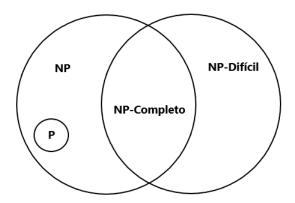


Figura 2.1: Diagrama de Euler para o Conjunto P, NP, NP-Difícil e NP-Completo.

Entre os diferentes problemas, alguns podem ser resolvidos em tempo polinomial, classificados na classe P, que são os mais fáceis de encontrar uma solução ótima. Outros são impossíveis de serem resolvidos em tempo polinomial por um algoritmo determinístico, ou seja, um algoritmo que sempre retorna a mesma solução. Esses pertencem a classe NP.

Além da classe NP, existem duas outras classes, a classe NP-Completo e a NP-Difícil, (GAREY; JOHNSON, 1979). Um problema é NP-Difícil se for tão difícil quanto

os problemas mais difíceis em NP, mas não necessariamente devem estar nessa classe. Um problema A é NP-Difícil se, e somente se, existe um problema NP-Completo B redutível em tempo polinomial para A. Caso um problema pertença a classe NP-Difícil e também a classe NP ele é classificado como NP-Completo.

Problemas NP-Completo podem ser polinomialmente reduzido a outros problemas NP-Completos, esta é uma definição concluída por (COOK, 1971), assim, caso um desses problemas possa ser resolvido em tempo polinomial, todos os outros desta mesma classe também serão. A geração de grade de horários é classificada como um problema NP-Difícil, (EVEN; ITAI; SHAMIR, 1976).

Ao longo dos anos publicam-se, na literatura, novos algoritmos para o problema de alocação de horários, na tentativa de se obter métodos eficientes para sua solução. Alguns são apresentados na próxima seção.

2.1.2 Trabalhos Relacionados

Existem, na literatura, diversos artigos sobre o problema de geração de horários (timeta-bling), e neste trabalho focou-se nas soluções obtidas através de algoritmos inteligentes. Tais algoritmos levam em consideração algum fator existente, como, por exemplo, a migração dos pássaros, a busca por alimento das formigas, o comportamento de neurônios, entre outros. Simulando-os com o objetivo de direcionar sua busca a sempre encontrar melhores soluções.

Entre esse algoritmos têm-se: A Otimização por Colônia de Formigas, Otimização por Busca Harmônica, Simulated Annealing, Algoritmo Genético, Colônia de Abelhas, Otimização por Enxame de Partículas, entre outras.

A Otimização por Colônia de Formigas, desenvolvida por (BONABEAU; DORIGO; THERAULAZ, 1999), é uma meta-heurística inspirada na busca por alimento das formigas, levando em consideração os feromônios depositados percorrer caminhos em direção ao alimento. A Otimização por Busca Harmônica, (GEEM; KIM; LOGANATHAN, 2001), leva em consideração a forma de compor novas música para gerar as soluções candidatas, nessa é feita a combinação de notas até encontrar uma melodia agradável aos ouvidos.

Simulated Annealing é um modelo probabilístico baseado em termodinâmica proposto inicialmente por (KIRKPATRICK; GELATT; VECCHI, 1983). Algoritmo Genético, (MITCHELL, 1996), é uma meta-heurística inspirada em (DARWIN, 1859) com o intuito de encontrar novas soluções seguindo os passos da evolução genética. Colônia de Abelhas, (PHAM et al., 2005), inspira-se na polinização das abelhas. Por fim, Otimização por Enxame de Partículas, (KENNEDY; EBERHART, 1995), é inspirada na forma de migração dos pássaros.

(FONSECA et al., 2012) utilizou a meta-heurística Simulated Annealing, uma busca local e sete estruturas de vizinhanças diferentes para a terceira competição internacional de timetabling (ITC2011, 2011). Esse método foi um dos finalistas na competição obtendo ótimos resultados para as instâncias disponibilizadas.

(EL-SHERBINY; ZEINELDIN; EL-DHSHAN, 2015) utilizou o Algoritmo Genético, em conjunto com busca local *Hill Climbing Optimization*, (DAVIS, 1991), na tentativa de diminuir a quantidade de evoluções do algoritmo genético e obter uma melhora na solução. O objetivo proposto foi alcançado em várias instâncias.

(NGUYEN; NGUYEN; TRAN, 2012) utiliza a Otimização por Busca Harmônica em conjunto com a Otimização por Colônia de Abelhas. Seu trabalho consistiu em hibridizar essas técnicas em várias instâncias reais e comparar seus resultados com outras heurísticas existentes, comprovando que esta heurística se adapta muito bem ao timetabling.

(AL-BETAR; KHADER; ZAMAN, 2012) hibridizou a Otimização por Busca Harmônica com o *Hill Climbing Optimization*, (DAVIS, 1991), e Otimização por Enxame de Partículas. Com a obtenção de várias soluções ótimas ou próximas às ótimas conhecidas na literatura, demonstrou que essa combinação de técnicas funcionou muito bem para o *timetabling*.

Em (NOTHEGGER et al., 2012) utilizou-se a Otimização por Colônia de Formigas, na tentativa de resolver o problema de grade de horários. Essa proposta ganhou o segundo concurso internacional de *timetabling*, (ITC2007, 2007), com ótimos resultados para as instâncias da competição.

Esses são alguns algoritmos disponíveis na literatura que alcançaram boas soluções

para o problema abordado. Esse trabalho utiliza-se desses como inspiração e duas dessas heurísticas na tentativa de obter resultados satisfatórios, sendo essas detalhadas na Seção 2.2.

2.2 Métodos de Otimização

Como visto na seção anterior os métodos utilizados para resolver o problema de *timetabling* são, no geral, algoritmos inteligentes. Duas dessas técnicas, a Otimização por Colônia de Formigas e Otimização por Busca Harmônica, foram as escolhidas para resolver o problema deste trabalho.

A motivação dessa escolha foi devido à proximidade das versões do problemas de alocação de horários apresentados em (NOTHEGGER et al., 2012) e (GEEM; KIM; LOGANATHAN, 2001), com o abordado neste trabalho e os resultados obtidos pelos mesmos. A hibridização dessas duas técnicas não é frequentemente encontrada na literatura, isso incentivou o uso de ambas para analisar seus comportamentos em conjunto.

2.2.1 Otimização por Colônia de Formigas

A otimização por colônia de formigas (ACO), (BONABEAU; DORIGO; THERAULAZ, 1999), é uma meta-heurística baseada na busca por alimento das formigas. Sempre que uma formiga carrega um alimento de sua fonte para seu ninho ela deixa um rastro de uma substância denominada feromônio. Outras formigas podem sentir essa substância e a quantidade depositada no local, funcionando como uma forma de comunicação.

Há dois meios das formigas buscarem alimento, como citado em (BONABEAU; DORIGO; THERAULAZ, 1999), a primeira é as formigas seguirem outras formigas e uma trilha de feromônios em direção a uma fonte de comida, essa é denominada recrutamento. Já a segunda é quando as formigas vão em direção à fonte de comida seguindo um rastro de feromônios depositado posteriormente, esse método é denominado recrutamento em massa, o nome vem do fato que quanto maior a quantidade de feromônios depositado no local, maior a probabilidade da formiga seguir aquele caminho.

A Figura 2.2 apresenta um experimento presente em (BONABEAU; DORIGO;

THERAULAZ, 1999) que comprova a busca de alimento das formigas. Inicialmente, as formigas possuem a mesma probabilidade de seguir qualquer um dos caminhos. Aos poucos esses indivíduos começam a transitar de forma mais rápida no menor trajeto e isso faz com que a quantidade de feromônios nesse aumente mais que no outro. Com o decorrer do tempo as formigas percebem esta diferença e optam pelo caminho menor, deixando assim sua trilha cada vez mais forte e fazendo com que mais formigas escolham esta trajetória.

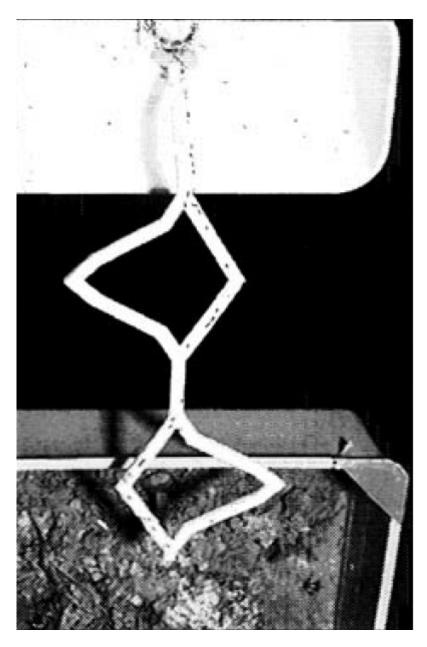


Figura 2.2: Formigas em busca de alimento. Fonte: (BONABEAU; DORIGO; THERAULAZ, 1999)

O ACO leva em consideração a busca por alimento das formigas. As "formigas

artificiais" encontram diversas soluções para o problema, essas são classificadas de acordo com a sua qualidade. Na natureza, as formigas depositam uma maior quantidade de feromônios nos caminhos mais curtos, no ACO isso ocorre de forma semelhante, mas o indicativo dos melhores caminhos é a qualidade da solução. Com o passar do tempo são priorizadas as melhores soluções encontradas devido à concentração de feromônios nesses locais, mas, assim como na vida real, há sempre a possibilidade de ser escolhido, em algum momento, uma nova solução e então encontrar um resultado melhor que os encontrados até o momento.

2.2.2 Otimização por Busca Harmônica

A otimização por busca harmônica (HSO) é uma heurística inspirada na forma como músicos compõem suas melodias, como, por exemplo, em uma improvisação de jazz.

Um músico inicia uma melodia de forma totalmente aleatória, feita no próprio palco da apresentação, quando está realizando uma improvisação de jazz. A partir desta melodia criada, outros músicos começam a compor melodias para seus instrumentos. Para isso, leva-se sempre em consideração as combinações de notas estarem no mesmo tom e serem agradáveis aos ouvidos das pessoas que estão na plateia. Com o tempo as novas melodias tendem a ficar cada vez melhores até alcançar um estado "ótimo".

A técnica HSO, como demonstrado em (GEEM; KIM; LOGANATHAN, 2001), inspira-se nesse procedimento para gerar as soluções candidatas. Na improvisação de jazz é realizado um arranjo de notas para formar uma melodia. Analogamente, no HSO, os fatores do problema são combinados, representando as notas. A melodia é a solução gerada após essas associações serem finalizadas.

Para realizar essa combinação é necessário um conjunto de diferentes soluções para o algoritmo utilizar como base, denominando-o como memória harmônica (HM - *Harmony Memory*).

O HSO consiste em três etapas:

- Inicializar a memória harmônica;
- Improvisar uma nova harmonia (Solução);

• Atualizar a memória harmônica.

A memória harmônica pode ser inicializada de forma totalmente randômica ou com alguma heurística que induz as primeiras soluções serem melhores.

Os dois últimos passos são repetidos várias vezes até atingir um resultado considerado bom. Esses passos se inspiram na parte em que os músicos combinam suas ideias tentando gerar uma boa melodia e, caso isso realmente ocorra, a solução é armazenada na memória harmônica. Após ser armazenado na memória harmônica, a mesma é utilizada para gerar outras combinações.

A Figura 2.3 demonstra como seria a transformação de notas em fatores do problema. Por exemplo, o conjunto de notas (Dó, Mi, Sol) seria representado como (100, 203, 504), (Lá, Si, Sol) por (220, 400, 700), (Ré, Sol, Si) por (104, 50, 600) e assim por diante, nos quais cada número é um determinado dado representado no problema e cada conjunto é uma solução. O HSO combina esses conjuntos na tentativa de gerar melhores resultados. O conjunto (100, 203, 504) pode ser combinado com os conjuntos (220, 400, 700) e (104, 50, 600) formando uma nova solução, representada pelo conjunto (220, 50, 504).

Ambas técnicas citadas nesta Seção são utilizadas em conjunto para a resolução do problema de grade de horários dos cursos do DCC, foco deste trabalho. O algoritmo de formigas gera e otimiza as soluções iniciais e a busca harmônica é responsável por refiná-las.

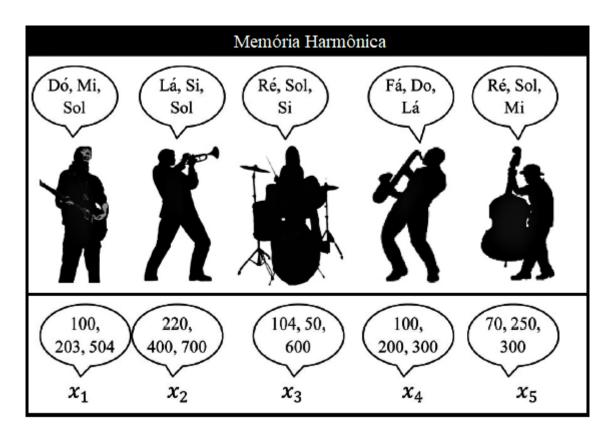


Figura 2.3: Músicos compondo. Adaptado de: (AL-BETAR; KHADER; ZAMAN, 2012).

3 Alocação de Horários para o

Departamento

Neste capítulo é abordada a alocação de horários especificamente para o Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Juiz de Fora focando principalmente em suas diferenças em relação ao problema aplicado a outros locais. Logo após, é realizada uma abordagem detalhada dos algoritmos utilizados. Por fim, explica-se o software desenvolvido e suas diversas funcionalidades implementadas.

3.1 Especificação do Problema

O Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Juiz de Fora é um dos muitos existentes na universidade. Esse responsabiliza-se por gerenciar todos os cursos e disciplinas referentes a área de computação dispostos pela UFJF.

Como mencionado no Capítulo 2, existem diferentes versões do problema de alocação de horários, cada uma com suas próprias particularidades. O DCC é responsável por gerenciar quatro cursos de graduação presencial respeitando um conjunto de restrições que caracteriza sua versão. Entre as restrições deve-se respeitar a grade de todos os cursos ao selecionar horários para as turmas, atender restrições de horários dos professores, entre outros. Nessa seção são abordadas todas as peculiaridades específicas para esse problema, explicando-as e apontando a forma de organização escolhida para tal conjunto.

As restrições foram divididas em dois grupos com o intuito de auxiliar a resolução do problema. Tem-se assim o grupo das regras que não podem ser violadas (restrições fortes) e o das que preferencialmente não devem ser violadas (restrições fracas). Ao violar cada uma dessas, a solução recebe uma pontuação de penalidade, que possui valor diferente dependendo do grupo em que a restrição está associada. Uma solução ótima é aquela que não possui penalizações.

As restrições fortes devem ser atendidas sempre, pois estas visam o bom funcio-

namento do departamento. Caso não sejam atendidas, a solução não poderá ser aplicada no semestre letivo sem modificações. A seguir a listagem com as mesmas:

- Respeitar as turmas que possuem horários fixos pré-definidos;
- Levar em consideração o turno da turma ao determinar seus horários;
- Garantir que turmas que estão no mesmo período de uma determinada grade não coincidam seus horários;
- Uma turma não pode conter conflitos em seus próprios horários.

Já as leves, exibidas a seguir, têm o intuito de melhorar a solução como um todo e atender as diferentes demandas necessárias no departamento:

- Atender as restrições de horário dos professores;
- Turmas não terem quatro horas seguidas de duração;
- Não possuir dois horários às 21 horas para a mesma turma;
- Laboratórios de programação não serem às 21 horas;
- Coordenador e vice-coordenador do curso não darem aula no mesmo horário.

Dentre as restrições citadas algumas necessitam ser melhor explicadas para um melhor entendimento dos aspectos do departamento e do problema no geral.

O DCC gerencia a grade de quatro cursos de graduação presencial: Ciência da Computação diurno e noturno, Sistemas de Informação e Engenharia Computacional. Cada um possui grades específicas de disciplinas obrigatórias, ordenadas por semestre, onde, ao segui-las, o aluno finaliza o curso no tempo esperado.

Levando isso em consideração, o algoritmo não pode alocar turmas em horários que impossibilitem o aluno de cursar todas as disciplinas do semestre letivo que estiver periodizado.

Analisando as grades de todos os cursos em conjunto, existem poucos horários disponíveis para as turmas que atendem mais de um curso. Quando as turmas estão

adequadas a este requisito, devem possuir horários que respeitem todas as grades que fazem parte. Encontrar um horário que seja apto a todos os cursos é uma tarefa árdua.

Algumas turmas possuem horários fixos, essas normalmente atendem a outros cursos de outros departamentos. Mudar seus horários acarretaria em alterações na grade dos cursos externos. Esta alteração não é viável, pois isso causaria uma mudança geral em todos os departamentos afetados, o que não é desejável.

Todas as turmas referentes a disciplinas do DCC possuem turnos pré-definidos, os quais indicam para o algoritmo qual período do dia devem ser alocadas, facilitando assim, de maneira geral, a restrição citada.

Coordenadores de curso devem comparecer a determinadas reuniões para tratar assuntos normalmente relacionados à coordenação, e caso não possam comparecer, é necessário enviar seus vice para representá-los. É desejável que não haja coincidência entre os horários das turmas do coordenador e do vices, caso seja solicitado para alguma atividade da coordenação.

Alguns professores possuem restrições de horários para trabalho, pois nem todos trabalham com dedicação exclusiva. O sistema deve levar em conta este fato e tentar alocar, sempre que possível, o horário desejado desses docentes.

Após a alocação dos horários para as disciplinas obrigatórias, são alocadas na grade de cada curso as possíveis disciplinas eletivas do semestre. É desejável alocar o maior número de eletivas em horários não coincidentes com obrigatórias do mesmo período, para que os alunos possam selecioná-las.

A Tabela 3.1 mostra um exemplo de um período da grade de um curso noturno. Pode-se reparar que as turmas A e B das disciplinas DCC003 e DCC004, em itálico, estão no mesmo espaço de tempo, desta forma a solução representada possui penalidade de horário devido a violação da terceira restrição forte já citada nesta seção.

Levando em consideração todas essas restrições, foi desenvolvido um algoritmo híbrido utilizando duas técnicas inteligentes na tentativa de solucionar o problema e obter a melhor solução possível. Com isso, serve de auxílio para as pessoas responsáveis pela elaboração do plano departamental, de modo a realizar poucas ou nenhuma alteração para colocá-la em prática. Esse algoritmo é detalhado na Seção 3.2.

	SEG	TER	QUA	QUI	SEX
19:00	DCC001 - A	DCC003 - A	DCC002 - B		DCC004 - B
20:00	DCC001 - A	DCC003 - A	DCC002 - B		DCC004 - B
21:00			DCC001 - A	DCC003 - A DCC004 - B	DCC002 - B
22:00			DCC001 - A	DCC003 - A DCC004 - B	DCC002 - B

Tabela 3.1: Exemplo de um período de uma grade existente em um curso noturno.

3.2 Metodologia

Nesta seção é apresentado um algoritmo híbrido utilizando em conjunto as técnicas de Otimização por Colônia de Formigas e Otimização por Busca Harmônica.

No fluxograma (Figura 3.2) é apresentado como foram utilizados os algoritmos de forma conjunta. O intuito é o ACO ser o primeiro a executar e retornar suas melhores soluções encontradas. Após o termino, a Memória Harmônica é inicializada com esses resultados. Por fim, o HSO é executado, e a Memória Harmônica o direciona, diminuindo assim o tempo para encontrar melhores soluções.

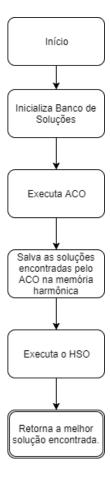


Figura 3.1: Fluxograma representativo da organização dos algoritmos.

Utilizou-se um sistema híbrido, pelo fato que somente a técnica de Otimização por Colônia de Formigas não alcançou uma solução sem violar as penalizações fortes. Após pesquisas na literatura, foram encontrados ótimos resultados com combinações de algoritmos, principalmente utilizando o HSO. Isso motivou o uso deste algoritmo.

3.2.1 Otimização por Colônia de Formigas (ACO)

Na Seção 2.2.1 é explicado toda a ideia em que o algoritmo de Otimização por Colônia de Formigas se baseia. Nesta seção, utiliza-se todos os conceitos explicados e detalha-se o seu funcionamento dentro do problema proposto. A Figura 3.2 exibe um fluxograma que representa o funcionamento do ACO utilizado.

O algoritmo é executado N vezes na tentativa de encontrar uma nova solução. Para cada iteração, M formigas criam novas soluções e buscam horários paras as turmas utilizando os métodos ProximoItemPermutado, Roleta ou Torneio que são explicados mais a diante. Ao fim da seleção, os horários são avaliados, garantindo que para cada turma seus horários não possuam conflitos entre si, para verificar a validade da solução. Caso for verdadeiro é avaliado a quantidade de restrições infringidas pela solução encontrada e a próxima formiga gera uma nova solução. Caso contrário uma nova solução é selecionada para a formiga atual. Após todas as formigas possuírem uma nova solução, os feromônios são atualizados levando em consideração as melhores soluções encontradas. Os resultados são ranqueadas de acordo com a avaliação realizada após sua geração. No final as melhores soluções são retornadas para inicializar a Memória Harmônica do HSO.

Tem-se a seguir três métodos utilizados pelo ACO para alocação dos horários das turmas, onde cada um possui características distintas e comuns. O ProximoItemPermutado foca em uma busca gulosa randomizada para encontrar suas soluções. O algoritmo da Roleta, leva em consideração a porcentagem dos feromônios depositados em cada horário para então selecionar a solução. Por fim, o algoritmo do Torneio sorteia três horários onde o ganhador é o que possuir maior ou menor quantidade de feromônios, variando de acordo com um sorteio realizado. Todos estes algoritmos possuem em comum os feromônios como fator principal de escolha.

A ideia do método ProximoItemPermutado, Figura 3.3, descrito em (NOTHEG-

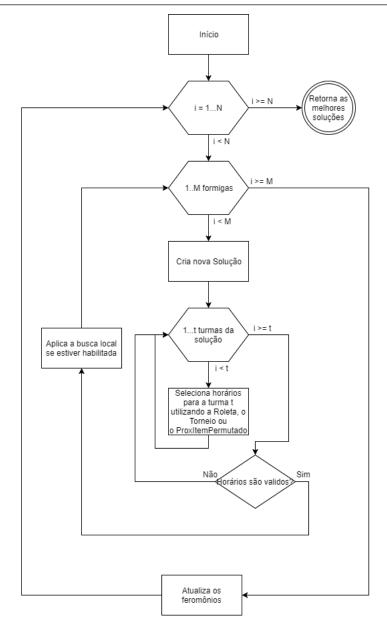


Figura 3.2: Fluxograma representativo do algoritmo de formigas (ACO).

GER et al., 2012), é utilizar um algoritmo guloso randomizado para alocar horários para as turmas. Uma ordenação gulosa randomizada é aquela que, apesar do vetor ser ordenado seguindo uma determinada regra, seu conteúdo não necessariamente precisa respeita-la, podendo variar algumas posições. Por exemplo, na Figura 3.4 o vetor ω está ordenado de forma gulosa randomizada.

O método ProximoItemPermutado possui algumas características que melhoram a performance e os resultados do algoritmo, por exemplo, o vetor guloso randomizado que contém os horários a serem alocados. Esse vetor é ordenado de acordo com a necessidade do algoritmo de buscar novos horários candidatos a solução, diminuindo, assim, o

processamento.

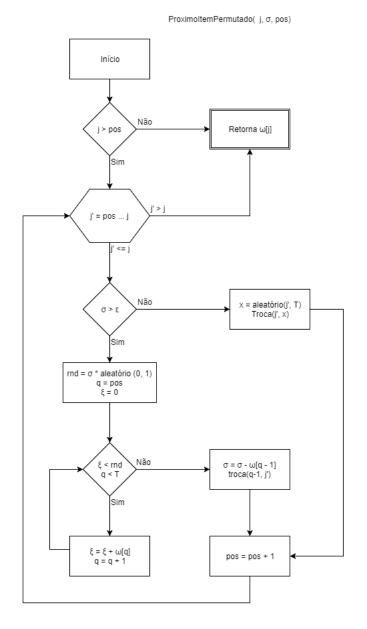


Figura 3.3: Fluxograma representativo do algoritmo de seleção ProximoItemPermutado.

O Proximo Item
Permutado, recebe três parâmetros. J indica a posição do vetor
 de feromônios que o algoritmo requisita para a solução, σ representa o somatório dos
 feromônios existentes ainda não ordenados e pos representa até qual posição do vetor ω
 está ordenada. ω é responsável por armazenar os horários que foram ordenados de forma
 gulosa randomizada por esse algoritmo. Inicialmente é verificado se a posição desejada já
 foi ordenada, caso verdadeiro basta retorná-la. Caso seja falso, o algoritmos ordena o vetor
 ω até alcançar a posição J desejada. Em cada iteração, realiza-se uma verificação para
 analisar se o somatório de feromônios σ é maior que o parâmetro ϵ . Esse responsabiliza-se
 por determinar um somatório mínimo de feromônios. Caso for verdadeiro, a quantidade

de feromônios é tão baixa que uma ordenação não faz uma diferença considerável, então é feita uma troca totalmente randômica. Se for falso, é sorteado um valor aleatório entre zero e um, multiplicado pelo total de feromônios e salvo na variável rnd. Esse é responsável por, em conjunto com o total de horas T, definir qual posição q, calculada a partir do somatório de $\omega[q]$ e rnd, deve ser trocada com j', posição atual a ser modificada, para a ordenação do vetor ω .

A Figura 3.4 mostra o resultado final da matriz de feromônios após a aplicação do ProximoItemPermutado. Essa possui o vetor τ_i^S , que representa os horários S para a turma i, e seus respectivos feromônios, que são os valores dentro de τ . Inicialmente, temse o vetor τ_i^S , de feromônios sem sofrer alterações. A cada processamento do algoritmo um novo índice desse vetor é ordenado de forma gulosa randomizada de acordo com a necessidade de novos horários solicitados para a solução e salvos em ω . Após o término de todo processamento, o vetor ω não está totalmente ordenado, devido ao mesmo ter sofrido uma ordenação gulosa randomizada, mas encontra-se de acordo com o proposto pelo algoritmo. O fato da organização do vetor ω não estar totalmente ordenada não afeta a solução, auxiliando a diversificar os resultados.

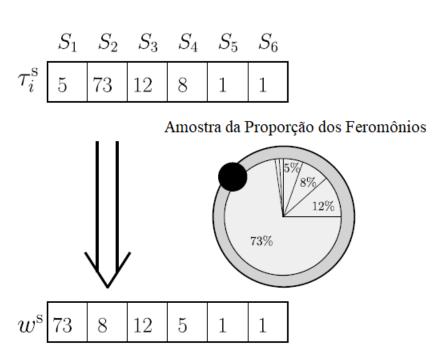


Figura 3.4: Geração do vetor pseudo randômico. Adaptado de: (NOTHEGGER et al., 2012).

Outra opção de otimização local utilizada no lugar do algoritmo ProximoItem-

Permutado foi o algoritmo da Roleta. Esse é um método cujo todos os horários possuem uma porcentagem de seleção definida, considerando sua quantidade de feromônios. O mínimo é de 1%, mesmo se sua quantidade de feromônios for inferior a este valor. Essa medida foi tomada para que todos tenham possibilidade de ser selecionados.

O fluxograma representado na Figura 3.5 indica o funcionamento do algoritmo da Roleta. Cria-se, inicialmente, um vetor vazio para armazenar a porcentagem de todos os horários a serem selecionados. Em seguida, realiza-se o somatório dos feromônios existentes em cada horário candidato à solução. Após isso, para cada horário i, verifica se a quantidade de feromônios τ_i é menor que 1, se for verdadeiro, adiciona-se ao vetor roleta uma posição para esse o horário. Caso seja falso, adiciona-se o número de casas condizentes a porcentagem de feromônios em i relacionados ao total existente. Cada posição no vetor roleta representa 1% da quantidade total de feromônios. Por fim, sorteia-se uma posição deste vetor, que será o horário selecionado.

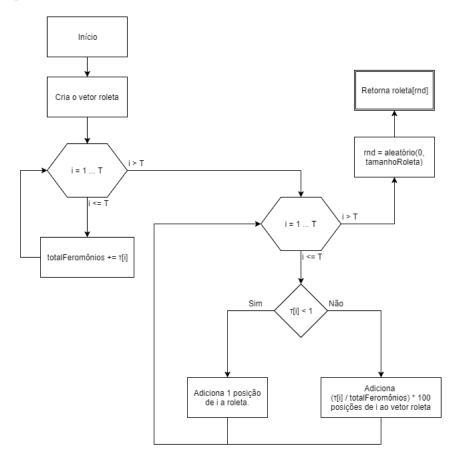


Figura 3.5: Fluxograma representativo do algoritmo de seleção da Roleta.

Na Figura 3.6 tem-se dois vetores, o T e o Roleta. No primeiro, cada índice i representa um espaço de tempo (hora) e seu conteúdo é a quantidade de feromônios. No

segundo, o conteúdo de cada posição é um índice de T e sua quantidade de repetições é definida pelo número de feromônios existentes no conteúdo de T_i . Por exemplo, o espaço de tempo um possui quatro posições no vetor Roleta. O algoritmo da Roleta recebe o vetor T e gera o Roleta a fim de sortear o horário candidato para a nova solução. Um fator importante de se notar é que a posição 4 não possui feromônios, mas o mesmo obteve um índice no vetor Roleta. Isso ocorre para que todos possuam probabilidade de serem selecionados.

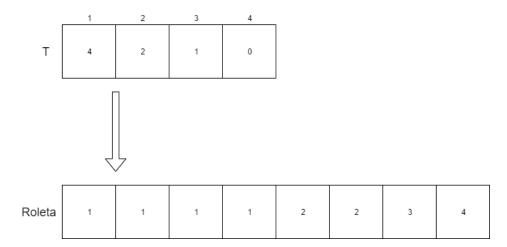


Figura 3.6: Método de geração do vetor a ser selecionado pela Roleta

Um terceiro algoritmo de seleção utilizado foi o Torneio, Figura 3.7, muito utilizado em Algoritmos Genéticos. Esse recebe três parâmetros: τ , vetor de feromônios para cada horário, C, parâmetro responsável por indicar a probabilidade de ser utilizado o horário com maior ou menor número de feromônios, e K que representa o tamanho do torneio. Inicialmente K horários são selecionados de forma randômica e adicionados ao vetor ω . Após isso, um número entre zero e cem é sorteado e salvo em rnd. Para os K horários sorteados verifica-se se rnd é maior que C. Se for verdade, é salvo o horário com maior quantidade de feromônios como vencedor, caso contrário, o menor é selecionado.

A Figura 3.8 apresenta em T três espaço de tempo, 7, 2 e 5. Esses foram sorteados aleatoriamente pelo algoritmo do Torneio. Após isso é realizado outro sorteio e comparado seu valor com C. O que possui maior número de feromônios foi o vencedor, portanto a posição representada pelo maior feromônio, que é 50, foi selecionada.

Ao final de cada iteração é realizado o aumento da quantidade de feromônios. Para isso, utilizou-se como base as equações descritas em (NOTHEGGER et al., 2012).

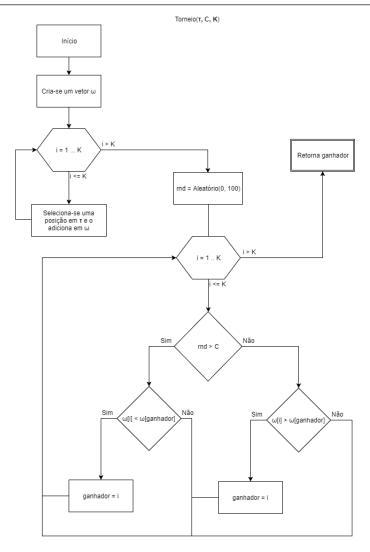


Figura 3.7: Fluxograma representativo do algoritmo de seleção do Torneio.

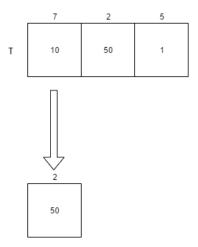


Figura 3.8: Método de geração do vetor a ser selecionado pelo Torneio.

Essas levam-se em consideração a quantidade de violações de restrições fortes (HCP) e a quantidade de violações de restrições fracas (SCP). Isso em conjunto com uma leve evaporação de feromônio para evitar convergências para ótimos locais.

A equação 3.1 realiza o cálculo da variável f, para isso é dividido V_0 pelas penalizações fortes (HCP) da solução, ou retornado V_1 caso o HCP for zero. Já a equação 3.2 realiza o cálculo da variável g, essa funciona de forma análoga a 3.1, com exceção de seus valores, que são os fatores leves violados (SCP), U_0 e U_1 . As constantes V_0 , V_1 , U_0 e U_1 são parâmetros do problema. Na 3.4 é calculado o $\Delta n\tau_{ij}$, responsável por punir o acréscimo de feromônios de um horário caso o mesmo viole algum fator de penalizações leves. γ é uma constante da equação.

$$f = \begin{cases} U_1 & se \ o \ HCP \ for \ zero \\ U_0/HCP & caso \ contrário. \end{cases}$$
 (3.1)

$$g = \begin{cases} V_1 & se \ o \ SCP \ for \ zero \\ V_0/SCP & caso \ contrário. \end{cases}$$
 (3.2)

$$\Delta \tau_{ij} = \begin{cases} f \cdot g & \text{se a turma i e o horário j faz parte da solução.} \\ 0 & \text{caso contrário.} \end{cases}$$
(3.3)

$$\Delta n \tau_{ij} \leftarrow (1 - (1 - \gamma)^{SCP(i)}) \cdot f \cdot g \tag{3.4}$$

Obtendo-se os valores de f e g e $\Delta n\tau$ a equação 3.5 os utiliza para calcular o τ_{ij}^S , responsável por determinar, em conjunto com a equação 3.4, a quantidade que os feromônios dos horários selecionados para esta solução sofrem acréscimo. Por fim, a equação 3.5 utiliza todos esses fatores para atualizar os feromônios dos horários definidos na solução, onde τ_{ij} é a quantidade de feromônios que o horário atual possui.

$$\tau_{ij}^s \leftarrow \max(0, \tau_{ij}^s + \Delta \tau_{ij}^s - \Delta n \tau_{ij}^s) \tag{3.5}$$

As equações 3.6 e 3.7, também baseadas em (NOTHEGGER et al., 2012), são responsáveis pela evaporação dos feromônios. Isso ocorre de forma sutil a cada iteração, 3.6, ou de forma mais agressiva, realizando uma normalização caso a solução esteja estagnada durante 500 iterações, 3.7.

$$\tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho)\tau_{ij} \tag{3.6}$$

$$\tau_{ij} = (\tau_{ij} - n\tau) \cdot \frac{n\tau\omega}{\max(\tau_{ij})} + n\tau$$
(3.7)

Ao final de cada iteração é aplicada a matriz de feromônios τ_{ij} a equação 3.6, sendo ρ é uma constante. Após ocorrer várias iterações e não obter uma melhora na melhor solução encontrada pelo ACO, utiliza-se a equação 3.7 para normalizar o valor contido na matriz de feromônios. Isso ocorre na tentativa de eliminar ótimos locais alcançados pelo algoritmo. Na equação 3.7 tem-se que τ_{ij} é a quantidade atual de feromônios, $n\tau$ é a média de feromônios e ω é uma constante.

Este algoritmo como mencionado gera um número M de soluções, nas quais essas são utilizadas como ponto de partida para a técnica de busca harmônica.

3.2.2 Otimização por Busca Harmônica

A Busca Harmônica, explicada na Seção 2.2.2, utiliza as soluções encontradas pelo ACO em sua Memória Harmônica, as combinam gerando novas soluções e no final retorna as melhores. O fluxograma da Figura 3.9, explica o funcionamento do algoritmo implementado de busca harmônica.

A memória harmônica (HM) do HSO é inicializada pelo algoritmo do ACO. Essa etapa normalmente é gerada de forma randômica, mas isso pode ocasionar um aumento de tempo necessário para o algoritmo convergir às melhores soluções. Esse fato foi predominante para escolher a inicialização através das soluções encontradas pelo algoritmo ACO.

A Figura 3.9 representa um fluxograma do funcionamento da otimização por busca harmônica, baseado em (AL-BETAR; KHADER; ZAMAN, 2012). Assim como o ACO, tem-se inicialmente um laço que executa um número N de vezes, sendo N um parâmetro do algoritmo. Em cada execução será gerada uma nova solução, essa possui todas as turmas contidas no Plano Departamental. Em seguida, é selecionado um horário para cada turma ser ministrada, para isso, tem-se um parâmetro HMCR que determina

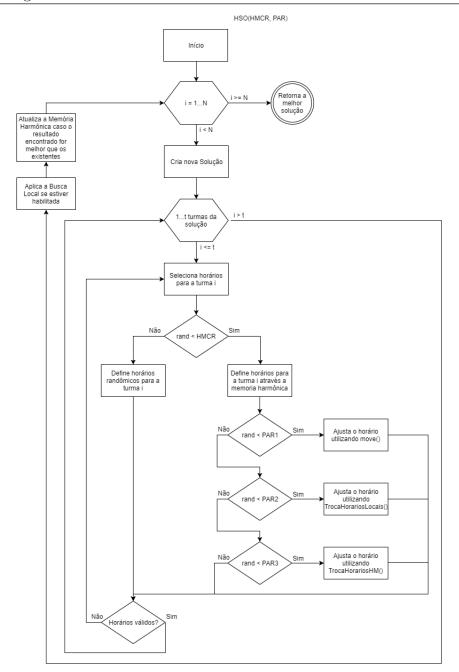


Figura 3.9: Fluxograma da Otimização por Busca Harmônica(HSO).

através de uma escolha randômica se é utilizado como base a Memória Harmônica, ou se são totalmente aleatórios. Caso a HM for utilizada, seleciona-se aleatoriamente uma solução contida na mesma e utiliza o horário da turma correspondente a i.

Após selecionar os horários a partir da memória harmônica, os mesmos podem sofrer modificações dependendo de um novo valor randômico que será comparado com os parâmetros PAR1, PAR2 e PAR3. Caso a comparação com PAR1 for bem sucedida, aplica-se uma mudança no horário atual para qualquer horário que não está sendo utilizado na nova solução. Já PAR2 realiza a troca do horário selecionado com outro existente na

3.2 Metodologia 34

solução. Por fim, caso nenhum dos dois sejam selecionados existe a probabilidade da comparação obter sucesso com PAR3, sendo este responsável por buscar outro horário para a solução baseando-se na Memória Harmônica.

Caso a solução seja válida e sua pontuação menor que as existentes na memória harmônica, a pior é retirada e a nova é inserida mantendo sempre o vetor ordenado. Para encontrar o valor de PAR1, PAR2 e PAR3 basta dividir PAR igualmente entre PAR1, PAR2 e PAR3.

O melhor resultado encontrado é retornado para o software, esse os exibe para a pessoa responsável pelo plano avaliá-lo, realizar alguma alteração, caso necessário, e aplicá-la ao semestre. A interface é explicada mais detalhadamente na Seção 3.4.

A Figura 3.10 exibe um exemplo do funcionamento do HSO. Representa-se a Memória Harmônica com quatro soluções, a nova solução gerada pelo HSO e essa mesma solução após aplicar-se as funções utilizadas em PAR1, PAR2 e PAR3, Figura 3.9. Cada solução possui dez turmas e o conteúdo de cada uma representa seu horário.

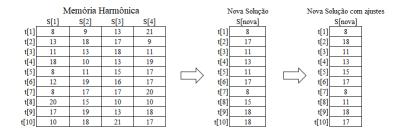


Figura 3.10: Exemplo da geração de uma solução pela Otimização por Busca Harmônica (HSO).

A solução S[nova], Figura 3.10, baseou-se na Memória Harmônica para ser definida. Por exemplo, a turma t[8] de S[nova] utilizou o horário de t[8], contido na Solução S[2]. Após essa seleção realizou o comparativo com PAR para definir se deve aplicar ajustes nos horários definidos.

As turmas t[2], t[5], t[8] e t[10] sofreram alterações em seus horários. Em t[2] aplicou-se a função Move() e alterou seu horário de 17 horas para às 18 horas, t[5] e t[8] tiveram seus horários trocados, pois aplicou-se a função TrocaHoráriosLocais(). Por fim, em t[10], houve a troca do seu horário com o de S[4][10], solução 4, turma 10, contido na Memória Harmônica.

3.3 Busca Local 35

Na Figura 3.11 tem-se outro exemplo do funcionamento do HSO, onde S[1], S[2] e S[3] são três soluções existentes na Memória Harmônica e seus valores representam o horário de suas turmas t[1], t[2] e t[3], respectivamente. Inicialmente selecionou-se na Memória Harmônica três horários para as turmas sendo eles (220, 50, 504). Após primeira definição dos horários aplicou-se a função Move() no horário de t[1] e o mesmo foi alterado de 220 para 221. Em t[2] empregou-se a função TrocaHorariosLocais() alternando o horário de t[2] e t[3] entre si. Por fim, t[3] sofreu o efeito da função TrocaHorariosHM() e selecionou-se outro horário retirado da memória harmônica para a solução.

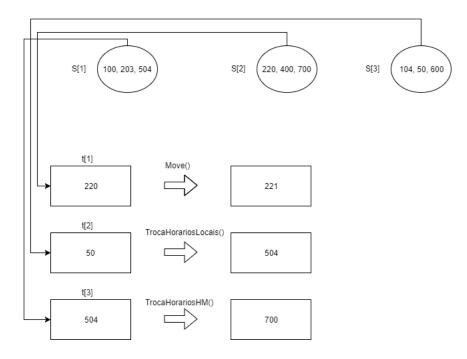


Figura 3.11: Exemplo da seleção de horários na Otimização por Busca Harmônica (HSO).

3.3 Busca Local

Para melhorar a solução foi implementada uma busca local de trocas. Essa funciona de forma a trocar o horário de duas turmas que estão violando penalizações. Utiliza-se essa busca nos métodos ACO e HSO, Figuras 3.2 e 3.9, e caso a solução melhore as mudanças são mantidas e o resultado retornado para os algoritmos.

Conforme apontado na Busca Local, Figura 3.12, a mesma é realizada um número N de vezes, onde N é um parâmetro. Inicialmente, é realizada uma busca na solução, retorna-se então duas turmas que violam restrições e seus horários são trocados entre si.

Sempre que a alteração não melhora a solução, é mantido o estado original da mesma.

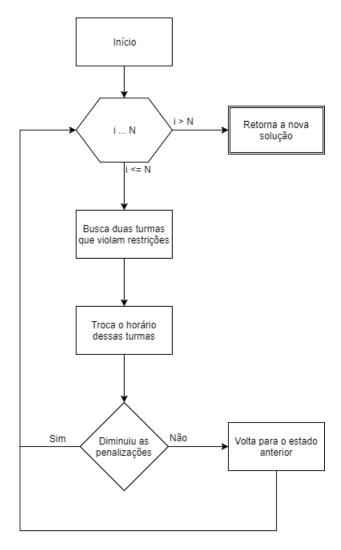


Figura 3.12: Fluxograma representativo da Busca Local.

No geral, buscas locais são executadas até não haver mais possibilidade de melhora, mas notou-se que a partir de um número N iterações a mesma não gerava evoluções significativas na solução. Assim, optou-se por definir um número fixo de iterações.

3.4 Software do Plano Departamental do DCC UFJF

Desenvolveu-se um sistema responsável por gerenciar todos os dados referentes ao plano departamental do DCC. Para isso, modelou-se um banco de dados, Figura 3.13, capaz de armazenar todas as informações existentes com o intuito de evitar o retrabalho em reinserção de dados.

O modelo do banco de dados conta com as seguintes tabelas para armazenamento

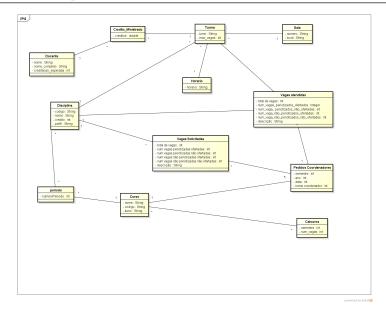


Figura 3.13: Modelagem do Banco de Dados utilizado.

das informações utilizadas pelo algoritmo híbrido:

- Disciplina;
- Turma;
- Docente;
- Horários;
- Curso.

Além desses dados, o software também gerencia outras informações pertinentes a plano departamental. Essas informações são relevantes em outros processos da montagem do plano departamental, mas por não serem o foco da otimização, o algoritmo inteligente não leva-os em consideração. Sendo essas:

- Créditos Ministrado;
- Salas de Aula;
- Calouros;
- Pedidos de Coordenadores;
- Vagas Atendidas;

• Vagas Solicitadas.

Cada docente é responsável por ministrar um determinado número de disciplinas gerando créditos (horas-aula) para os mesmos, esses são armazenados na tabela "Crédito Ministrado". Todo início de semestre uma nova leva de alunos ingressa nos cursos, a quantidade total é armazenados em "Calouros". Coordenadores realizam pedidos de vagas para as respectivas disciplinas cursadas por seus alunos. Para isso tem-se as tabelas pedido de coordenadores e vagas solicitadas. Quando essas vagas são atendidas elas são movidas para "Vagas Atendidas".

Ao executar o programa exibe-se, inicialmente, a interface, Figura 3.14, onde a pessoa responsável pela gerência do plano tem a opção de escolher qual o ano e o semestre que deseja-se gerenciar. Inserindo-os, o programa faz uma busca no banco de dados e caso já existam todas as informações referentes são exibidas, caso contrário, cria-se automaticamente todo o ambiente necessário para facilitar a inserção de novos dados.

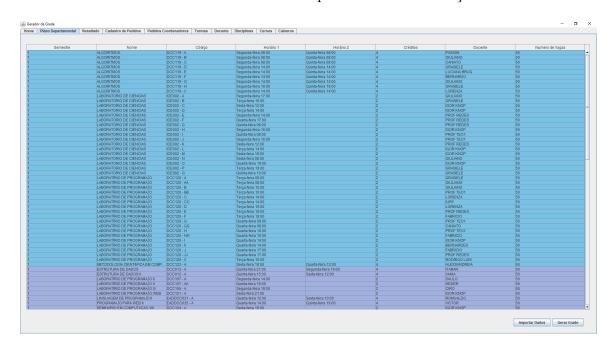


Figura 3.14: Interface responsável por exibir o Plano departamental.

Na Figura 3.14 a interface em questão exibe todas as informações para o bom entendimento do resultado do Plano Departamental, essas são: o semestre atual, o nome da disciplina e seu código, o horário que foi definido pelo programa ou pelo professor responsável pelo plano, os créditos dessa disciplina, o professor selecionado para ministrála e sua quantidade de vagas. Também possui um botão responsável para a geração de

uma nova grade com os algoritmos descritos no Capítulo 3.

A Figura 3.15 exibe os dados dos Docentes, sendo as quantidades de disciplinas ministradas por ele e o somatório de sua carga horária (créditos). Essas informações podem ser ocultadas, caso haja a necessidade, clicando-se no botão presente na primeira coluna e na linha desejada. Também possui um botão responsável por gerar um relatório com todos os dados presentes no plano departamental.

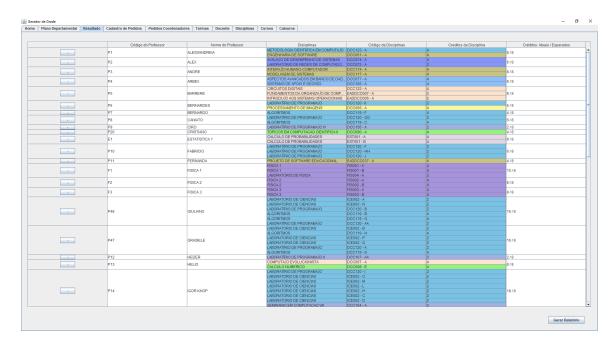


Figura 3.15: Turmas ministradas pelo docente.

Os coordenadores de outros departamentos enviam para o DCC a quantidade de vagas necessárias a seus alunos, para cada turma oferecida pelo departamento. Essas vagas são preenchidas pela secretária, conforme Figura 3.16, na qual contém uma tabela com os dados do curso referente ao coordenador em questão, as disciplinas que esse pode pedir vagas, além de um campo para inserir a quantidade de vagas necessárias para seus alunos. Após essa inserção todos os dados são carregados na interface, Figura 3.17, para então o professor responsável pelo plano poder definir a quantidade de vagas que o departamento concede àquele coordenador. Essas interfaces contêm também todas as disciplinas ofertadas pelo departamento e todos os cursos que solicitaram vagas.

A interface na Figura 3.18 exibe as turmas existentes para aquele semestre e a disciplina ao qual aquela turma pertence, além de dados como seus horários e sala de aula. Também possui uma opção para definir se os horários são fixos ou podem ser redefinidos

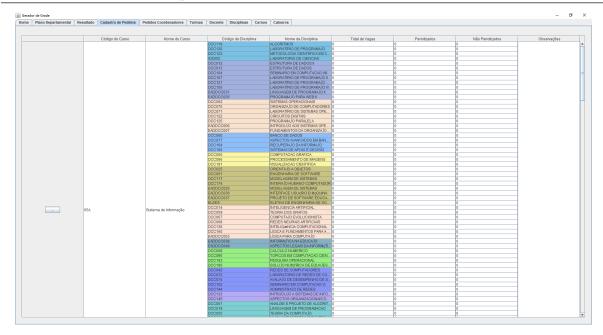


Figura 3.16: Interface responsável por cadastrar as solicitações de vagas dos coordenadores.

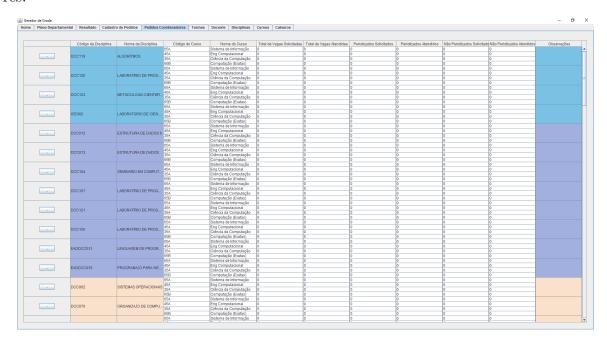


Figura 3.17: Exibe as solicitações de vagas dos coordenadores para cada disciplina.

pelo programa. É fornecido uma opção através de um botão para importar turmas já criadas em semestres anteriores.

As Figuras 3.19, 3.20 e 3.21 possuem uma tabela onde todos os dados dos professores, disciplinas e cursos, respectivamente, são inseridos no programa.

O software foi desenvolvido em conjunto com os professores responsáveis pela criação do plano departamental no DCC, o que reforça a necessidade do desenvolvimento do mesmo e aumenta a probabilidade de melhores resultados. No próximo capítulo, é

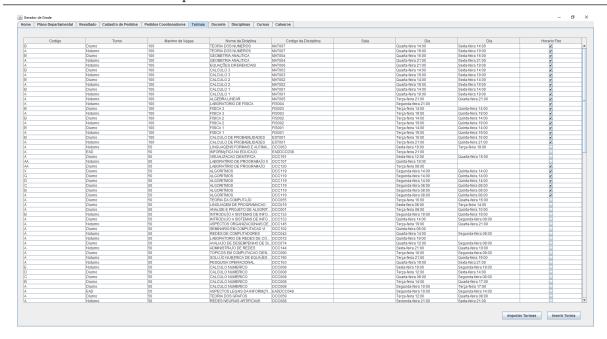


Figura 3.18: Turmas cadastradas.

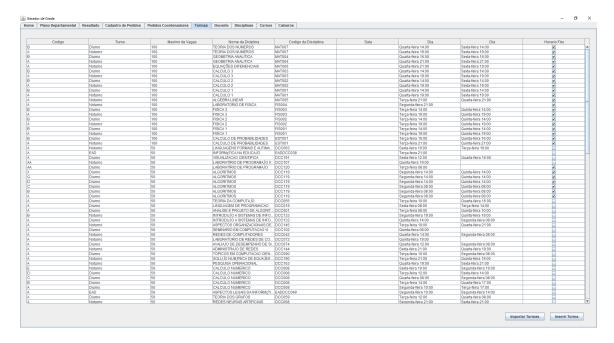


Figura 3.19: Docentes cadastrados.

feita uma descrição dos resultados obtidos pelo software desenvolvido nesse trabalho.

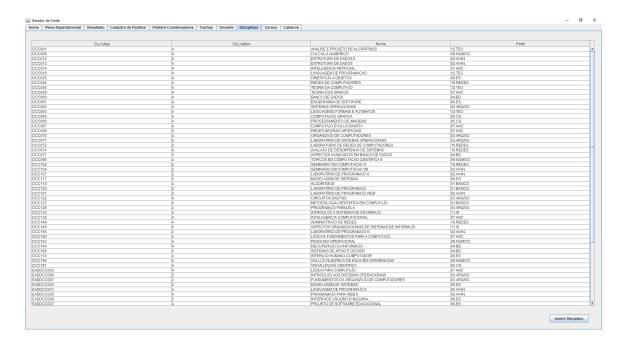


Figura 3.20: Disciplinas cadastradas.

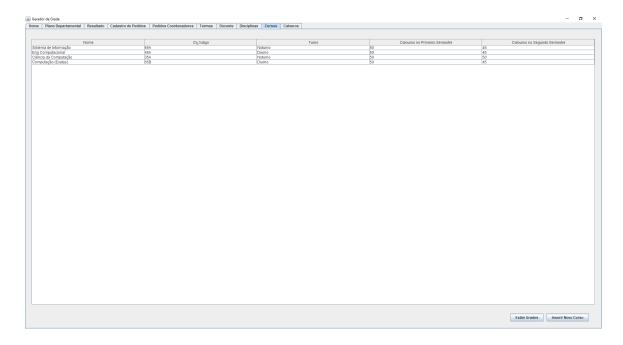


Figura 3.21: Cursos Cadastrados.

4 Estudo de Caso

Este capítulo apresenta os resultados obtidos executando cada um dos algoritmos mencionados no Capítulo 3, a fim de validar as técnicas de Otimização por Colônia de Formigas e Otimização por Busca Harmônica no problema de geração de Grade de Horários. O foco do trabalho é a grade de horários dos cursos do DCC.

A grade de horários do DCC contempla um total de quatro cursos de graduação presencial. Dessa forma, tem-se um total de quatro grades a se respeitar ao definir os horários das turmas. Conta-se também com um total de 48 professores, 127 turmas e 58 disciplinas. Além dessas deve-se também respeitar os horários fixos de 21 turmas fornecidas por outros departamentos em que alguns cursos necessitam em sua grade. Esses foram os dados utilizados para o desenvolvimento da solução.

O software foi desenvolvido em Java e os algoritmos ACO, HSO, Roleta, Torneio, ProximoItemPermutado e Busca Local implementados em C++. Os experimentos foram executados em um computador com processador Intel Core I5-4570 CPU 3,2GHz, 8,00 GB RAM DDR3, AMD Radeon R9 280x e sistema operacional Windows 10 Pro 64 bits.

Para realizar os experimentos foi necessário uma base que informasse a proximidade dos resultados obtidos pelos algoritmos descritos no Capítulo 3 com os utilizados na prática. Para isso, utilizou-se o Plano Departamental do Departamento de Ciência da Computação do primeiro semestre letivo de 2017. O fato de ser uma base real fornece um comparativo com os dados utilizados atualmente.

Antes, porém, realizou-se uma calibragem dos parâmetros apresentados no Capítulo 3 e presentes na Tabela 4.1. Os algoritmos foram executados de maneira intermitente durante sete dias verificando-se as possíveis combinações dos valores de cada parâmetro. A combinação que obteve melhores resultados é descrita nessa tabela.

Os oito primeiros parâmetros contidos na Tabela 4.1 são utilizados nas equações responsáveis pela atualização de feromônios dispostas na Seção 3.2.1. Esses são: ρ com valor 0,2, γ 0,2, ω 0,8, V_0 100, V_1 1000, U_0 200 e U_1 com valor 2000. ϵ indica, no algoritmo ProximoItemPermutado, se a ordenação realizada, com o intuito de retornar o

Tabela 4.1: Valores dos parâmetros

Parâmetro	Valor
ω	0,8
ρ	0,2
γ	0,2
ϵ	0,1
V_0	100
V_1	1000
U_0	200
U_1	2000
С	95%
Número de estagnações para a normalização de feromônios	500
Quantidade de repetições da busca local	50
HMCR	0,7
PAR	0,3
Número de formigas	50
Tamanho da Memória Harmônica	20
Tamanho do torneio	3

horário solicitado, ocorre de forma randômica e possui valor 0,1. A porcentagem C de se escolher a solução com melhor nível de feromônios no torneio é de 95%. Ao realizar 500 iterações sem melhora na melhor solução encontrada pelo ACO, realiza-se a normalização dos feromônios, a fim de evitar ótimos locais.

O HSO possui *HMCR*, responsável por indicar se utiliza-se a Memória Harmônica para gerar a solução, possui valor 0,7. *PAR* indica a probabilidade de utilizar as funções Move(), TrocaHoráriosLocais() e TrocaHoráriosHM() no horário definido pela HM e possui valor 0,3.

A Busca Local, Figura 3.12, possui um total de 50 repetições. O número de formigas utilizadas no ACO foi 50, o tamanho na Memória Harmônica 20 e a quantidade de horários competidores no torneio são 3.

4.1 Resultados Obtidos

Com todos os parâmetros calibrados iniciou-se os experimentos dos Algoritmos descritos no Capítulo 3. Para isso, utilizou-se como base a Tabela 4.2 com todas as combinações testadas. As combinações 1, 2, 3 e 7 são os algoritmos sem hibridização e Busca Local, variando somente a forma de construção da solução no ACO, por exemplo, entre a Roleta

e o Torneio. Já 4, 5, 6 e 14 são os algoritmos ACO e HSO em conjunto com a Busca Local. A partir da combinação 8 tem-se as hibridizações dos algoritmos "Otimização por Colônia de Formigas com a Otimização por Busca Harmônica", sendo essas as combinações 8, 9 e 10. Por fim, em 11, 12 e 13 têm-se as hibridizações de ACO e HSO com a utilização da Busca Local.

Os resultados referentes às combinações encontram-se na Tabela 4.3. Nesta temse a quantidade de iterações realizadas para obter a solução, a quantidade de penalizações fortes e fracas violadas, e o tempo gasto para executar esse número de iterações.

É possível observar na Tabela 4.3 que a combinação responsável pelos melhores resultados foi a de número 12, ACO com Roleta, Busca Local e HSO, alcançando uma solução viável. Essa foi a única capaz de zerar as restrições fortes, mas não conseguiu zerar as leves. Vale enfatizar que pelo fato da roleta utilizar uma estratégia com números randômicos, nem sempre se alcançou valor zero no HCP.

Observa-se também que soluções que envolveram o método da roleta obtiveram resultados mais satisfatórios, como, por exemplo, a combinação 5, obtendo o segundo melhor resultado.

Nenhuma outra combinação, além da 12, conseguiu alcançar resultados que são aptos a serem aplicados ao DCC, ou seja, resultados com penalizações fortes zeradas.

Ainda assim é possível utilizá-los para avaliar alguns pontos importantes. É possível perceber que a Busca Local possui uma grande influência na melhora da solução, devido a suas trocas de horários serem extremamente eficientes quando várias penalizações são violadas. Mas no momento em que o resultado possui poucas violações, a mesma torna-se pouco eficiente. O HSO auxilia a zerar as penalidades fortes quando as mesmas encontram-se próximas de zero. Seu fator aleatório aumenta a probabilidade de se explorar uma vizinhança, antes não visitada, e encontrar novas soluções.

Ao analisar os resultados utilizando o quesito tempo pode-se perceber que a combinação 12, apesar de gastar um dos maiores períodos de tempo para convergir, obteve a melhor solução. Esse tempo gasto é totalmente viável para o planejamento das grades horárias do DCC.

A Tabela 4.4 é uma solução obtida pela Combinação 13. Essa exibe o quarto

Tabela 4.2: Combinações de algoritmos utilizados.

Combinações	Algoritmos Utilizados
Combinação 1	ACO com ProximoItemPermutado
Combinação 2	ACO com Roleta
Combinação 3	ACO com Torneio
Combinação 4	ACO com ProximoItemPermutado e Busca Local
Combinação 5	ACO com Roleta e Busca Local
Combinação 6	ACO com Torneio e Busca Local
Combinação 7	HSO
Combinação 8	ACO com ProximoItemPermutado e HSO
Combinação 9	ACO com Roleta e HSO
Combinação 10	ACO com Torneio e HSO
Combinação 11	ACO com ProximoItemPermutado, Busca Local e HSO
Combinação 12	ACO com Roleta, Busca Local e HSO
Combinação 13	ACO com Torneio, Busca Local e HSO
Combinação 14	HSO e Busca Local

Tabela 4.3: Resultados obtidos.

Método	Número de iterações	HCP	SCP	Tempo(s)
Combinação 1	20000	52	4	404
Combinação 2	20000	23	5	981
Combinação 3	20000	111	3	414
Combinação 4	20000	33	6	1825
Combinação 5	20000	3	8	1668
Combinação 6	20000	105	5	1895
Combinação 7	20000	24	3	31
Combinação 8	20000	24	1	416
Combinação 9	20000	23	5	1017
Combinação 10	20000	23	2	397
Combinação 11	2000	20	9	1825
Combinação 12	2000	0	3	1768
Combinação 13	2000	23	3	1859
Combinação 14	20000	20	6	986

período do Curso de Sistema de Informação do DCC. Utilizou-se o exemplo em questão devido a violação de penalidades fortes existentes na mesma. Nota-se que ambas as disciplinas DCC042 e DCC012, em itálico, violaram a restrição forte referente ao turno da disciplina, alocando-as durante horários diurnos.

A Figura 4.1 analisa as penalizações dos resultados encontrados com o passar do tempo executando-se a Combinação 12. O HCP é representado na vertical do gráfico e o tempo na horizontal. Observa-se que a convergência segue um determinado padrão. Inicialmente, a solução converge de forma rápida, diminuindo bruscamente as restrições infringidas. Quando a quantidade de restrições alcança o valor quatro ou menor o gráfico

	le Informa		Solução Proposta					
Periodo:	4		,					
	Seg	Ter	Qua	Qui	Sex			
08:00								
09:00								
10:00								
11:00								
12:00					DCC012			
13:00					DCC012			
14:00			DCC042	DCC012				
15:00			DCC042	DCC012				
16:00								
17:00								
18:00								
19:00	DCC117		DCC070	DCC060	DCC060			
20:00	DCC117		DCC070	DCC060	DCC060			
21:00				DCC117	DCC070			
22:00				DCC117	DCC070			

Tabela 4.4: Período com violações de restrições fortes.

continua a decrementar, mas de forma sutil, até alcançar duas violações. Após isso, o algoritmo consegue zerar o HCP, mas para isso necessita uma demanda maior de tempo.

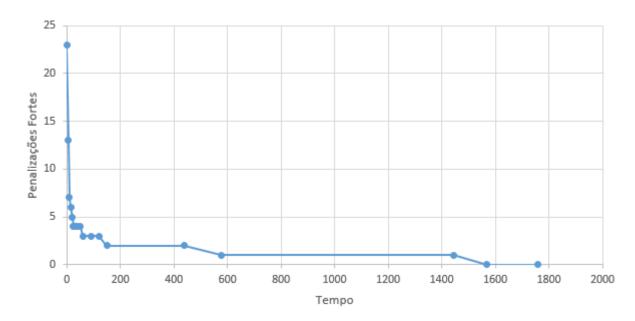


Figura 4.1: Gráfico de convergência de penalizações fortes no algoritmo ACO com Roleta, Busca Local e HSO.

A evolução do SCP é indicada na Figura 4.2. Essa é análoga a Imagem 4.1, com a exceção que na vertical do gráfico é indicado as violações de restrições leves. Nota-se que o tempo inicial não possui valor zero, isso porque as restrições fracas só são contabilizadas

no último fator forte encontrado. Por exemplo, no momento em que é alterado o valor das penalidades fortes, as penalidades fracas também são alteradas. Isso ocorre, pois, as penalidades fortes sempre prevalecerem sobre as fracas. Assim, o SCP só é contabilizado na última restrição forte definida pela solução.

A partir do momento que o algoritmo alcança o valor zero no HCP, começa-se a analisar as penalidades fracas. Suas violações diminuem suavemente, ocorrendo poucas convergências de forma bruta. Nota-se que o valor zero nunca é alcançado. Devido ao fato do SCP ser uma restrição que mesmo com a violação, a solução mantêm-se viável.

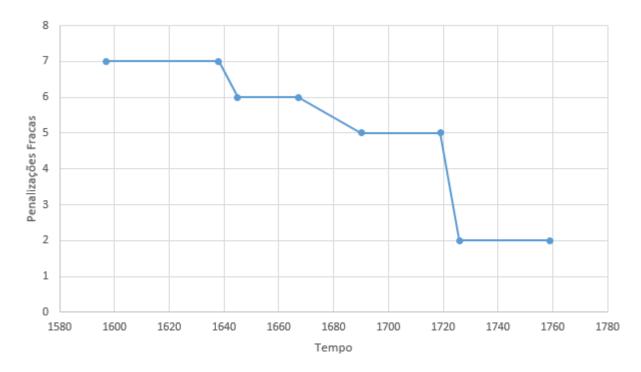


Figura 4.2: Gráfico de convergência de penalizações fracas no algoritmo ACO com Roleta, Busca Local e HSO.

Como forma de comparação e validação das soluções encontradas utilizou-se as grades dos cursos de Ciência da Computação e Sistema de Informação oferecidos pelo DCC. Ambos os cursos são de períodos noturnos, e suas disciplinas encontram-se entre 19 e 23 horas.

As Tabelas 4.5 e 4.6 exibem os períodos pares e suas disciplinas dos cursos de Ciência da Computação Noturno e Sistema de Informação respectivamente. São exibidos somente os períodos pares, devido ao fator de ingresso destes cursos, que ocorre sempre no segundo semestre, dessa forma, os períodos pares são cursados no primeiro semestre e os ímpares no segundo.

20:00

21:00

22:00

DCC174 DCC063 DCC163 DCC042

DCC174 DCC042

DCC174 DCC042

DCC174 DCC042

DCC163

Ciência da Computação Noturno											
	Solução Proposta						Grade Atual				
Período:	2										
Horário	Seg	Ter	Qua	Qui	Sex		Seg	Ter	Qua	Qui	Sex
18:00											
19:00	DCC013	FIS073	MAT156	FIS073	DCC107		DCC107	FIS073	MAT156	FIS073	DCC013
20:00	DCC013	FIS073	MAT156	FIS073	DCC107		DCC107	FIS073	MAT156	FIS073	DCC013
21:00	FIS077	MAT158	MAT158	DCC013	MAT156		FIS077	MAT158	MAT158	DCC013	MAT156
22:00	FIS077	MAT158	MAT158	DCC013	MAT156		FIS077	MAT158	MAT158	DCC013	MAT156
Período:	ríodo: 4										
	Seg	Ter	Qua	Qui	Sex		Seg	Ter	Qua	Qui	Sex
18:00											
19:00	DCC117	FIS075	DCC070	FIS075	MAT029		DCC012	FIS075	DCC070	FIS075	MAT029
20:00	DCC117	FIS075	DCC070	FIS075	MAT029		DCC012	FIS075	DCC070	FIS075	MAT029
21:00	DCC012	DCC012	MAT029	DCC117	DCC070		DCC070	DCC117	MAT029	DCC012	DCC117
22:00	DCC012	DCC012	MAT029	DCC117	DCC070		DCC070	DCC117	MAT029	DCC012	DCC117
Período:	6										
	Seg	Ter	Qua	Qui	Sex		Seg	Ter	Qua	Qui	Sex
18:00											
19:00	DCC174	DCC063	DCC163	DCC042	DCC063		DCC063	DCC042		DCC174	DCC042

Tabela 4.5: Comparação entre o resultado feito manualmente e o obtido pelo algoritmo para o curso de Ciência da Computação.

DCC063

DCC163

DCC163

DCC063 DCC042

DCC163 DCC063 DCC174

DCC163 DCC063 DCC174

Sistema de Informação											
	Solução Proposta							(Frade Atu	al	
Período:	2										
Horário	Seg	Ter	Qua	Qui	Sex		Seg	Ter	Qua	Qui	Sex
18:00											
19:00	DCC013		MAT156	CAD076	DCC107		DCC107		MAT156	CAD076	DCC013
20:00	DCC013		MAT156	CAD076	DCC107		DCC107		MAT156	CAD076	DCC013
21:00	CAD076		DCC121	DCC013	MAT156		CAD076		DCC121	DCC013	MAT156
22:00	CAD076		DCC121	DCC013	MAT156		CAD076		DCC121	DCC013	MAT156
Período:	4	4						•	•	•	
	Seg	Ter	Qua	Qui	Sex		Seg	Ter	Qua	Qui	Sex
18:00											
19:00	DCC117	DCC042	DCC070	DCC060	DCC060		DCC012	DCC042	DCC070	DCC060	DCC042
20:00	DCC117	DCC042	DCC070	DCC060	DCC060		DCC012	DCC042	DCC070	DCC060	DCC042
21:00	DCC012	DCC012		DCC117	DCC070		DCC070	DCC117	DCC060	DCC012	DCC117
22:00	DCC012	DCC012		DCC117	DCC070		DCC070	DCC117	DCC060	DCC012	DCC117
Período:	6										
	Seg	Ter	Qua	Qui	Sex		Seg	Ter	Qua	Qui	Sex
18:00											
19:00	DCC174	DCC166	DCC077	DCC156	DCC156		DCC077	DCC166	DCC156	DCC174	DCC156
20:00	DCC174	DCC166	DCC077	DCC156	DCC156		DCC077	DCC166	DCC156	DCC174	DCC156
21:00		DCC174		DCC166	DCC077			DCC077	DCC174	DCC166	
22:00		DCC174		DCC166	DCC077			DCC077	DCC174	DCC166	

Tabela 4.6: Comparação entre o resultado feito manualmente e o obtido pelo algoritmo para o curso de Sistema de Informação.

Apresenta-se na Tabela 4.5 a grade proposta pelo algoritmo (esquerda) e a definida pelo departamento (direita). Nessa tem-se os dias úteis da semana e os horários do

período noturno (19 às 23 horas). Comparando ambas é possível visualizar uma grande semelhança em horários, devido às disciplinas com horários fixos. Também é observado diferenças como, por exemplo, no quinto período, em que houve uma otimização por parte do algoritmo nos horários e dias das disciplinas, não alocando turmas às 21h, quando essa é a única cursada no dia, o que normalmente é uma preferência dos alunos.

A Tabela 4.6 é análoga a 4.5, mudando somente o curso representado. Ao comparar as duas tabelas pode-se observar semelhanças entre horários de disciplinas cursadas por ambos os cursos, mesmo quando essas encontram-se em períodos opostos, como por exemplo a DCC013. Isso indica que o algoritmo respeitou a terceira restrição forte, mencionada na Seção 3.1, "Garantir que turmas que estão no mesmo período de uma determinada grade não coincidam seus horários". Na solução as turmas que influenciam períodos distintos dos cursos são encaixadas perfeitamente no horário, como por exemplo a DCC174.

Ao observar a Tabela 4.7 percebe-se que os horários do Docente P4 foram respeitados. Essa contêm todos os horários aptos a conter turmas e os espaços de tempo de cor cinza, que são os que o professor prefere não lecionar.

Docente:	P4		Grade Pro		
	Seg	Ter	Qua	Qui	Sex
08:00					
09:00					
10:00					
11:00					
12:00					
13:00					
14:00					
15:00					
16:00					
17:00					
18:00					
19:00		DCC166		DCC060	
20:00		DCC166		DCC060	
21:00			DCC060	DCC166	
22:00			DCC060	DCC166	

Tabela 4.7: Horários definidos para o Docente P4.

A solução utilizada para comparação não violou nenhuma restrição forte, mas violou algumas preferências de horários de professores, que são restrições leves.

Ao analisar a etapa de construção de soluções pelo algoritmo, percebeu-se várias dificuldades encontradas pelo mesmo durante o processo. Uma das principais é o fato de

alocar horários para turmas que satisfaçam várias grades, sem que uma comprometa a outra. Isso ocorre, pois a alteração de um horário pode gerar conflitos com outras grades, aumentando de forma significativa a quantidade de restrições fortes infringidas.

Com o passar do tempo, notou-se que o ACO e o HSO em conjuntos não eram o suficiente para gerar uma solução sem violar alguma restrição forte. Optou-se então pela adição de uma busca local. Após isso, o algoritmo obteve uma melhora significativa, alcançando-se soluções com penalizações fortes zeradas. As penalizações leves foram minimizadas e as pessoas responsáveis por ajustar o plano podem decidir sobre manter o plano com essa violações de restrições fracas se ela não for um problema para o DCC. Caso seja, o software pode sugerir outra solução para ser analisada novamente.

5 Conclusão e Trabalhos Futuros

Este trabalho propôs um método híbrido para a solução do problema de Alocação de Horário para o Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Juiz de Fora. O software desenvolvido e a otimização do plano departamental possuem o intuito de auxiliar a pessoa responsável pelo plano a encontrar a melhor solução. O software possui também a opção de exportar as diversas soluções encontradas para caso tenha-se a necessidade de compará-las ou edita-las de acordo com o desejado.

Ao verificar as soluções chega-se a conclusão que o resultado obtido pelo software alcançou o desejado, que é apresentar uma solução capaz de auxiliar o responsável a elaborar o plano final do departamento. Levando isto em consideração a utilização deste programa irá reduzir o esforço necessário durante a elaboração do mesmo.

Com a solução gerada pelo algoritmo, levando em consideração as restrições não violadas, estima-se o aumento da satisfação dos professores nos horários de suas aulas. Isso levando em consideração que o algoritmo preza por alocar horários desejados pelos docentes. Alunos também são beneficiados podendo cursar mais disciplinas e ter menos horários vagos.

Para trabalhos futuros é proposto a melhora no software e no algoritmo inteligente para tentar zerar todas as restrições leves, além das fortes, colocadas no sistema. Para isso propõe-se a alteração da busca local para outras mais robustas e melhores otimizadas. Além disso, propõe-se a inserção de novas restrições, com o intuito de dificultar o problema, e a utilização de um software responsável por calibrar os parâmetros.

A Anexo I - Algoritmos

Nesta seção são apresentados os anexos referentes aos algoritmos explicados no capítulo

3

Algoritmo 1: Algoritmo Híbrido

- $\mathbf{1} \ \mathbf{s} \leftarrow \text{inicializa banco de soluções};$
- \mathbf{z} s \leftarrow executa ACO;
- $\mathbf{3}$ memória harmônica \leftarrow s;
- 4 executa HSO;
- 5 retorna as melhores soluções encontradas pelo HSO;

Algoritmo 2: ACO

```
1 for i = 1 ... N do
      for cada formiga k = 1 até m do
         for cada evento do
3
             assinale a ele uma posição baseado nos feromônios;
         end for
5
      end for
6
      for cada solução do
         aumenta o nível de feromônios;
8
      end for
9
      evaporação de feromônios;
10
11 end for
```

Algoritmo 3: HSO

```
1 for i = 1 ... N do
      x = nova solução;
      for i = 1 \dots E do
3
          if U(0,1) \leq HMCR) then
             x_i = realize a consideração da memória;
5
             if rnd \leq PAR1) then
6
                 x_i = ajusta o tom move();
              end if
             if rnd \leq PAR2) then
9
                 x_i = ajusta o tom trocaHorariosLocais();
10
             end if
11
             if rnd \leq PAR3) then
12
                 x_i = ajusta o tom troca
Horarios
Memória
Harmonica();
13
              end if
14
          end if
15
          else
16
             x_i = \text{consideração randômica};
17
          end if
18
      end for
19
      if x melhor que pior solução de HM then
20
          atualiza HM;
\mathbf{21}
      end if
23 end for
```

Algoritmo 4: ProxItemPermutado(j)

```
1 if j > pos then
 2
       for j' = pos \dots j do
           if \sigma > \epsilon then
 3
                rnd = \sigma * rand(0,1);
 4
                q = pos;
 5
                \xi=0;
 6
                while \xi < rnd and q < T do
 7
                    \xi = \xi + \omega_q^s;
 8
                    q = q + 1;
 9
                end while
10
                \sigma = \sigma - \omega_{q-1}^s;
                swap(q - 1, j');
12
            end if
13
            else
14
             | swap(rnd, j');
15
            end if
16
            pos = pos + 1;
17
       end for
18
19 end if
20 return \omega_i^s;
```

Algoritmo 5: Roleta()

```
1 \text{ roleta} \leftarrow \text{vetor}[];
 2 for i = 0 \dots numeroHorarios do
       totalFeromonios +=\omega_i;
 4 end for
 5 for i = 0 \dots numeroHorarios do
       if \omega_i < 1 then
        roleta.adicionaUltimaPosicao() = i;
 7
       end if
 8
       else
 9
           qtdCasasRoleta = ceil(\omega_i * 100) / totalFeromonios);
10
           for i = 0 \dots numeroHorarios do
11
              roleta.adicionaUltimaPosicao() = \omega_i;
12
           end for
13
       end if
15 end for
16 rnd \leftarrow rand(0, roleta.tamanho);
17 return roleta[rnd];
```

Algoritmo 6: Torneio()

```
1 selecionado \leftarrow vetor[D];
2 for i = 0 \dots D do
       selecionado[i] = rand(0, numeroHorarios);
4 end for
\mathbf{5} ganhador = selecionado[0];
6 if rand(0,100) > C then
       for i = 1 \dots D do
           if \omega_i > \omega_{ganhador} then
            ganhador = selecionado[i];
           end if
10
       end for
11
12 end if
13 else
       for i = 1 \dots D do
14
           if \omega_{selecionado[i]} < \omega_{qanhador} then
15
               ganhador = selecionado[i];
16
           end if
17
       end for
18
19 end if
20 return ganhador;
```

Algoritmo 7: Busca Local(Solução s)

```
for i = 0 ... N do
busca em s duas turmas que violam restrições;
troca o horário das turmas;
if Não diminuiu as penalizações then
volta para o estado anterior as trocas;
end if
end for
```

BIBLIOGRAFIA 57

Bibliografia

AL-BETAR, M. A.; KHADER, A. T.; ZAMAN, M. University course timetabling using a hybrid harmony search metaheuristic algorithm. In: [S.l.]: IEEE Transactions on systems, man, and cybernerics-part C: Applications and reviews, vol. 42, NO. 5, september, 2012.

BONABEAU, E.; DORIGO, M.; THERAULAZ, G. Swarm intelligence from natural to artificial systems. In: [S.l.]: Oxford, 1999.

COOK, S. A. The complexity of theorem-proving procedures. In: [S.l.]: University of Toronto, 1971.

DARWIN, C. The origin of species by means of natural selection: or, the preservation of favored races in the struggle for life. [S.l.: s.n.], 1859.

DAVIS, L. D. Bit-climbing, representational bias, and test suite design. In: . [S.l.]: In R. K. Belew and L. B. Booker (eds.), Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms, 18-23. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann., 1991.

EL-SHERBINY, M. M.; ZEINELDIN, R. A.; EL-DHSHAN, A. M. Genetic algorithm for solving course timetable problems. In: [S.l.]: International Journal of Computer Applications, 2015.

EVEN, S.; ITAI, A. E.; SHAMIR, A. On the complexity of timetabling and ulticommodity flow problems. In: [S.l.]: SIAM Journal of Computation, 1976.

FONSECA, G. H. G. et al. A sa-ils approach for the high school timetabling problem. In: . [S.l.]: Practice and Theory of Automated Timetabling (PATAT 2012), 2012.

GAREY, M.; JOHNSON, D. Computers and intractability: A guide to the theory of np-completeness. In: [S.l.]: Freeman, San Francisco, CA, USA, 1979.

GEEM, Z. W.; KIM, J. H.; LOGANATHAN, G. A new heuristic optimization algorithm: Harmony search. In: . [S.l.]: Simulation, 2001.

ITC2007. ITC2007 Second international timetabling competition. 2007. Disponível em: \(\text{http://www.cs.qub.ac.uk/itc2007/} \).

ITC2011. ITC2011 Third international timetabling competition. 2011. Disponível em: \(\https://www.utwente.nl/ctit/hstt/itc2011/welcome/ \).

KENNEDY, J.; EBERHART, R. Particle swarm optimization. In: . [S.l.]: Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, 1995.

KIRKPATRICK, S.; GELATT, C. D.; VECCHI, M. P. Optimization by simulated annealing. In: [S.l.]: Science 220, 671–680, 1983.

MITCHELL, M. An introduction to genetic algorithms. In: [S.l.]: MIT Press, 1996.

BIBLIOGRAFIA 58

NGUYEN, K.; NGUYEN, P.; TRAN, N. A hybrid algorithm of harmony search and bees algorithm for a university course timetabling problem. In: . [S.l.]: IJCSI International Journal of Computer Science Issues, Vol. 9, Issue 1, No 1, January, 2012.

NOTHEGGER, C. et al. Solving the post enrolment course timetabling problem by ant colony optimization. In: [S.l.]: Springer, 2012.

PHAM, D. et al. The bees algorithm. In: . [S.l.]: Technical Note, Manufacturing Engineering Centre, Cardiff University, UK, 2005.

SANTOS, H. G.; SOUZA, M. J. F. Programação de horários em instituições educacionais: Formulações e algoritmos. In: . [S.l.]: SBPO, 2007.