



PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PROCESSOS
MESTRADO PROFISSIONAL

UMA ABORDAGEM HEURÍSTICA PARA OS PROBLEMAS DE HORÁRIOS EDUCACIONAIS

Williams Sousa dos Reis

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Processos – Mestrado Profissional, PPGEP/ITEC, da Universidade Federal do Pará, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia de Processos.

Orientador: João Nazareno Nonato Quaresma

Belém

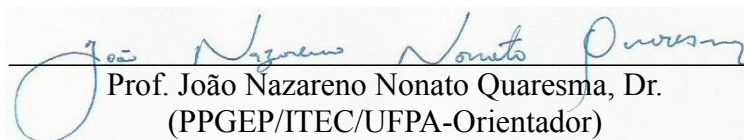
Dezembro de 2020

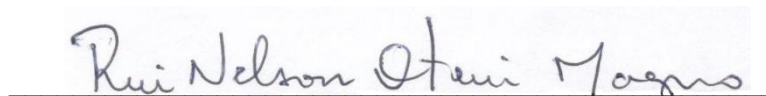
**UMA ABORDAGEM HEURÍSTICA PARA OS PROBLEMAS DE HORÁRIOS
EDUCACIONAIS**

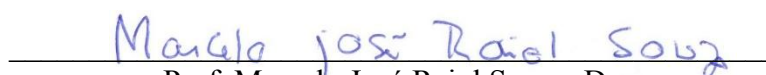
Williams Sousa dos Reis

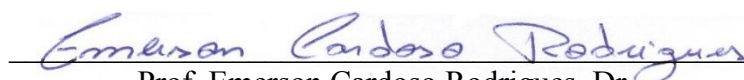
DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA PROCESSOS – MESTRADO PROFISSIONAL (PPGEP/ITEC) DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA DE PROCESSOS.

Examinada por:


Prof. João Nazareno Nonato Quaresma, Dr.
(PPGEP/ITEC/UFPA-Orientador)


Prof. Rui Nelson Otoni Magno, Dr.
(PPGEP/ITEC/UFPA-Membro)


Prof. Marcelo José Raiol Souza, Dr.
(PPGEP/ITEC/UFPA-Membro)


Prof. Emerson Cardoso Rodrigues, Dr.
(CCET/UNAMA-Membro)

BELÉM, PA – BRASIL
DEZEMBRO DE 2020

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)
Sistema de Bibliotecas da UFPA

Reis, Williams Sousa, 1986-
Uma abordagem heurística para os problemas de horários
educacionais - Belém / Williams Sousa dos Reis - 2020.

Orientador: João Nazareno Nonato Quaresma

Dissertação (Mestrado Profissional) - Universidade
Federal do Pará. Instituto de Tecnologia. Programa de Pós-
Graduação em Engenharia de Processos, 2020

1. Timetabling 2. Algoritmo Genético I. Título

CDD 670.42

*Dedico este trabalho a todos aqueles que
contribuíram para sua realização.*

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador, pelo acompanhamento durante as pesquisas experimentais e pela assistência na elaboração desta dissertação.

Aos professores e colegas do PPGEP.

“Tente uma, duas, três vezes e se possível tente a quarta, a quinta e quantas vezes for necessário. Só não desista nas primeiras tentativas, a persistência é amiga da conquista. Se você quer chegar aonde a maioria não chega, faça o que a maioria não faz...”

(Bill Gates)

Resumo da Dissertação apresentada ao PPGE/UFPA como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Processos (M. Eng.)

UMA ABORDAGEM HEURÍSTICA PARA OS PROBLEMAS DE HORÁRIOS EDUCACIONAIS

Williams Sousa dos Reis

Dezembro/2020

Orientador: João Nazareno Nonato Quaresma

Área de Concentração: Engenharia de Processos

A cada novo período letivo, instituições de ensino têm o árduo trabalho de realizarem a alocação dos seus horários de aula, o problema implica em atribuir intervalos de tempo e recursos as atividades, de tal forma que satisfaçam as restrições impostas da melhor forma possível. Este é um problema considerado de difícil solução do ponto de vista da teoria da complexidade computacional. Pensando nisso, este trabalho tem como objetivo, desenvolver uma ferramenta que possa automatizar o processo de alocação de horários realizado pelo Instituto de Biodiversidade e Florestas (IBEF) da Universidade Federal do Oeste do Pará (UFOPA), apresentando uma proposta baseada na meta-heurística conhecida como algoritmo genético (AG). Esta proposta é submetida a vários experimentos com dados reais da referida instituição e os resultados são de plena satisfação, evidenciados pela superação das restrições impostas pelo problema em um tempo computacional aceitável, trazendo algumas vantagens com a automatização do processo, tais como: redução no tempo de desenvolvimento da alocação de horário; e uma melhor realocação e utilização dos recursos físicos e humanos.

Abstract of Dissertation presented to PPGE/UFPA as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Process Engineering (M. Eng.)

A HEURISTIC APPROACH TO TIMETABLING PROBLEMS EDUCATIONAL

Williams Sousa dos Reis

December /2020

Advisor: João Nazareno Nonato Quaresma

Research Area: Process Engineering

With each new school term, educational institutions have the hard work of allocating their class schedules, the problem implies in allocating time intervals and resources to activities, in such a way that they satisfy the restrictions imposed in the best possible way. This is a problem considered difficult to solve from the point of view of computational complexity theory. With this in mind, this work aims to develop a tool that can automate the time allocation process carried out by the Institute of Biodiversity and Forests (IBEF) at the Federal University of Western Pará (UFOPA), presenting a proposal based on the meta-heuristic known as genetic algorithm (AG). This proposal is submitted to several experiments with real data from that institution and the results are fully satisfactory, evidenced by overcoming the restrictions imposed by the problem in an acceptable computational time, bringing some advantages with the automation of the process, such as: reduction in time development of time allocation; and better reallocation and use of physical and human resources.

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO.....	1
1.1 – MOTIVAÇÃO.....	1
1.2 – OBJETIVOS.....	2
1.2.1 – Objetivo geral.....	2
1.2.2 – Objetivos específicos.....	2
1.3 – CONTRIBUIÇÕES.....	3
1.4 – ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO.....	3
CAPÍTULO 2 – REVISÃO DA LITERATURA.....	4
2.1 – O PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE HORÁRIOS EDUCACIONAIS.....	4
2.1.1 – Complexidade computacional.....	7
2.2 – CLASSIFICAÇÃO DO PROBLEMA.....	8
2.2.1 – Problema de horários em escolas.....	9
2.2.2 – Problema de horários de cursos.....	10
2.2.3 – Problema de horários em exames.....	11
2.3 – MÉTODOS DE RESOLUÇÃO.....	11
2.3.1. Algoritmos Exatos ou de Programação Inteira.....	11
2.3.2. Algoritmos Heurísticos e Meta-heurísticos.....	12
2.4 – ALGORITMO GENÉTICO.....	14
2.4.1 – Esquema de um AG.....	15
2.4.2 – Representação cromossomial.....	17
2.4.3 – Função de avaliação.....	18
2.4.4 – Inicialização da população.....	19
2.4.5 – Seleção dos indivíduos.....	19
2.4.5.1 – Seleção por roleta.....	20
2.4.5.2 – Seleção por torneio.....	21
2.4.5.3 – Seleção por ranking.....	21
2.4.5.4 – Seleção elitista.....	21
2.4.6 – Operadores genéticos.....	22
2.4.6.1 – Cruzamento (Recombinação).....	22
2.4.6.2 – Mutação.....	24

2.4.7 – Nova população.....	25
2.4.8 – Critério de parada.....	25
CAPÍTULO 3 – MATERIAIS E MÉTODOS.....	26
3.1 – DEFINIÇÃO DO PROBLEMA.....	26
3.1.1 – Restrições do problema.....	28
3.1.2 – Representação da solução do problema.....	30
3.1.3 – Função de avaliação.....	30
3.1.4 – População inicial.....	31
3.1.5 – Seleção dos indivíduos.....	31
3.1.6 – Operadores genéticos.....	32
3.1.6.1 – Cruzamento uniforme.....	32
3.1.6.2 – Mutação.....	33
3.1.7 – Critério de parada.....	33
3.1.8 – Tecnologias empregas.....	33
CAPÍTULO 4 – RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	34
4.1 – DEFINIÇÃO DOS PARÂMETROS.....	34
4.1.1 – Tamanho da população.....	35
4.1.2 – Taxa de mutação.....	37
4.2.3 – Taxa de cruzamento.....	39
4.2.4 – Elitismo.....	41
4.2.5 – Torneio.....	43
4.2 – TESTE COM TODOS OS DADOS.....	45
4.4 – TESTE COM INSTÂNCIAS DIVIDIDAS.....	46
CAPÍTULO 5 – CONCLUSÕES E SUGESTÕES.....	48
5.1 – CONCLUSÕES.....	48
5.2 – SUGESTÕES.....	50
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	51
APÊNDICE A.....	61

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1	Pseudocódigo do AG.....	15
Figura 2.2	Fluxograma do funcionamento do AG.....	16
Figura 2.3	Aptidão de cada cromossomo para seleção por roleta.....	20
Figura 2.4	Exemplo do cruzamento de 1 ponto.....	23
Figura 2.5	Exemplo do cruzamento de 2 pontos.....	23
Figura 2.6	Exemplo do cruzamento uniforme.....	24
Figura 3.1	Representação da solução do problema.....	30
Figura 4.1	Gráfico da geração versus o tamanho da população.....	36
Figura 4.2	Gráfico de tempo versus o tamanho da população.....	36
Figura 4.3	Gráfico da geração versus a taxa de mutação.....	38
Figura 4.4	Gráfico de tempo versus a taxa de mutação.....	38
Figura 4.5	Gráfico da geração versus a taxa de cruzamento.....	40
Figura 4.6	Gráfico do tempo versus a taxa de cruzamento.....	41
Figura 4.7	Gráfico da geração versus elitismo.....	42
Figura 4.8	Gráfico de tempo versus elitismo.....	43
Figura 4.9	Gráfico da geração versus torneio.....	44
Figura 4.10	Gráfico de tempo versus torneio.....	44
Figura 4.11	Gráfico de avaliação versus geração.....	45
Figura A.1	Agronomia – Turma 2015.....	61
Figura A.2	Agronomia – Turma 2016.....	62
Figura A.3	Agronomia – Turma 2017.....	62
Figura A.4	Agronomia – Turma 2018.....	63
Figura A.5	Biotecnologia – Turma 2015.....	63
Figura A.6	Biotecnologia – Turma 2016.....	64
Figura A.7	Biotecnologia – Turma 2017.....	64
Figura A.8	Biotecnologia – Turma 2018.....	65
Figura A.9	Engenharia Florestal – Turma 2015/Manhã.....	65
Figura A.10	Engenharia Florestal – Turma 2015/Tarde.....	66
Figura A.11	Engenharia Florestal – Turma 2016.....	66
Figura A.12	Engenharia Florestal – Turma 2017.....	67
Figura A.13	Engenharia Florestal – Turma 2018.....	68

Figura A.14	Bacharelado Interdisciplinar em Ciências Agrárias - Turma M1.....	68
Figura A.15	Bacharelado Interdisciplinar em Ciências Agrárias - Turma M2.....	69
Figura A.16	Bacharelado Interdisciplinar em Ciências Agrárias - Turma T1.....	69
Figura A.17	Bacharelado Interdisciplinar em Ciências Agrárias - Turma T2.....	70
Figura A.18	Zootecnia - Turma 2016.....	70
Figura A.19	Zootecnia - Turma 2017.....	71
Figura A.20	Zootecnia - Turma 2018.....	71

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1	Recursos dos IBEF.....	26
Tabela 3.2	Horários de aula do IBEF.....	26
Tabela 3.3	Relação de cursos do IBEF.....	27
Tabela 4.1	Parâmetros de inicialização do AG.....	35
Tabela 4.2	Parâmetros do tamanho da população e da taxa de mutação com suas respectivas avaliação e duração de tempo.....	46
Tabela 4.3	Número de gerações e quantidade de tempo em cada execução do AG.....	47

NOMENCLATURA

AE	ALGORITMOS EXATOS
AG	ALGORITMO GENÉTICO
GRASP	GREED RANDOMIZED ADAPTIVE SEARCH PROCEDURE
IBEF	INSTITUTO DE BIODIVERSIDADE E FLORESTA
ILS	ITERATED LOCAL SEARCH
ITC-2007	INTERNATIONAL TIMETABLING COMPETITION 2007
PHC	PROBLEMA DE HORÁRIOS DE CURSOS
PHC-BM	PROBLEMA DE HORÁRIOS DE CURSOS BASEADOS EM MATRÍCULAS
PHC-BC	PROBLEMA DE HORÁRIOS DE CURSOS BASEADOS EM CURRÍCULOS
PHE	PROBLEMA DE HORÁRIOS EM ESCOLAS
PHEX	PROBLEMA DE HORÁRIOS EM EXAMES
SIGAA	SISTEMA INTEGRADO DE GESTÃO DE ATIVIDADES ACADÊMICAS
UFOPA	UNIVERSIDADE FEDERAL DO OESTE DO PARÁ
VNS	VARIABLE NEIGHBORHOOD SEARCH

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

Este trabalho apresenta uma abordagem heurística para o problema de alocação de horários entre professores, disciplinas e salas de aula no contexto do Instituto de Biodiversidade e Florestas (IBEF) da Universidade Federal do Oeste do Pará (UFOPA).

1.1 – MOTIVAÇÃO

Em instituições de ensino, a alocação de horários geralmente é elaborada de forma manual, necessitando de vários profissionais, gastando um longo tempo e nem sempre produzindo a melhor distribuição de recursos para a instituição. Uma vez planejada e executada, a influência dessa alocação é visivelmente notada na vida de toda comunidade acadêmica, já que será seguida durante todo o período letivo e fará com que alunos e docentes tenham que se adaptar a ela, pois a mesma não atende a todos os interesses e disponibilidades dos envolvidos.

O desenvolvimento do quadro para alocações de horários é um problema de otimização combinatória de difícil solução do ponto de vista da teoria da complexidade computacional. Pois, para a maioria dos casos reais envolvendo muitas restrições não se conhece qualquer algoritmo de complexidade polinomial capaz de encontrar a solução ótima do problema. Os algoritmos capazes de fornecer a solução ótima para estes casos possuem complexidade exponencial, sua aplicabilidade para resolver instâncias com dimensões consideráveis torna-se impraticável devido ao alto custo computacional (SAVINIEC, 2013 e 2017).

A produção do quadro de horários é amplamente conhecida pela sua complexidade dada à necessidade de conciliar diversos recursos, tais como professores, disciplinas, entre outros, que fazem com que o problema se apresente com uma enorme complexidade (BRAZ JUNIOR, 2000 e REIS FILHO *et al.*, 2018).

Segundo ANDRADE (2014 e 2019), o crescimento das instituições de ensino é constantemente almejado, e para atender essa demanda, sem perder a qualidade de ensino, as instituições precisam otimizar os seus recursos. Alguns dos recursos que podem ser

otimizados, é o tempo disponível dos professores e das salas de aulas, para alcançar essa otimização é preciso de uma excelente definição no horário de seus compromissos. Uma ótima definição destes horários permite que professores realizem outras atividades, tanto profissionais como pessoais.

Por estas razões, existe uma necessidade de propor técnicas cada vez mais eficientes que produzam soluções satisfatórias para o problema em questão num tempo aceitável, independente do volume de dados e da quantidade de restrições. Uma dessas técnicas, a mesma utilizada neste trabalho, é o algoritmo genético que se baseia na melhoria de soluções, através de mecanismos inspirados na genética evolucionária e seleção natural. Este algoritmo se destaca por ter simplicidade de operação, facilidade de implementação, eficácia na busca da região onde, provavelmente, encontra-se o máximo global e é aplicado em situações onde não se conhece o modelo matemático ou quando ele é impreciso.

No IBEF, a cada semestre é necessário definir uma nova grade de horários, e com o crescimento do instituto, novos cursos vão surgindo, em decorrência, maior número de disciplinas e professores, o processo de alocação de forma manual torna-se cada vez mais inviável e trabalhoso, então é extremamente necessário o desenvolvimento de uma ferramenta que possa automatizar ou, pelo menos, auxiliar nesse processo.

1.2 – OBJETIVOS

1.2.1 - Objetivo geral

Desenvolver uma ferramenta que auxilie na alocação horários de forma automática, utilizando uma abordagem heurística para alcançar uma solução viável em tempo computacional aceitável.

1.2.2 - Objetivos específicos

- Desenvolver um algoritmo utilizando métodos heurísticos, bem como suas combinações e testá-los utilizando dados reais com as características do problema proposto e;

- Analisar os resultados obtidos pelos diferentes parâmetros utilizados, verificando a eficiência de cada um deles com relação à qualidade da solução final produzida, bem como o tempo gasto na sua obtenção.

1.3 – CONTRIBUIÇÕES

Ao alcançar os objetivos propostos na seção 1.2, este trabalho dispõe das seguintes contribuições:

- Obtenção de um algoritmo eficiente que resolva o problema de forma satisfatória;
- Redução no tempo em que a instituição leva para desenvolver o quadro de alocação de horários;
- Uma melhor alocação e utilização dos recursos físicos e humanos da instituição;

1.4 – ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Esse trabalho está dividido em cinco capítulos, incluindo este capítulo que apresenta a motivação, os objetivos, as contribuições e a organização do trabalho.

O capítulo 2 apresenta a revisão da literatura, fazendo uma abordagem sobre o problema de alocação de horários educacionais, onde são apresentados os seus tipos de requisitos, suas categorias de restrições e sua complexidade computacional. Além disso, apresenta uma classificação do problema e os principais métodos utilizados para a resolução do problema, dando ênfase no AG.

O capítulo 3 realiza a definição do problema para o estudo de caso em conjunto com as suas restrições e sua representação.

O capítulo 4 apresenta os resultados dos experimentos realizados com o método heurístico, sobre um conjunto de dados reais, fazendo uma discussão entre os pontos relevantes.

O capítulo 5 apresenta as conclusões obtidas e traz algumas sugestões para os trabalhos futuros.

CAPÍTULO 2

REVISÃO DA LITERATURA

Neste capítulo será apresentado uma revisão da literatura da qual serve de base para este trabalho. A primeira seção trata do problema de alocação de horários educacionais, onde são apresentados os seus tipos de requisitos, suas categorias de restrições e sua complexidade computacional. Na segunda seção é apresentado uma classificação do problema, conforme a literatura e na terceira seção são apresentadas as principais heurísticas utilizadas para resolução do problema dando ênfase no AG.

2.1 – O PROBLEMA DE ALOCAÇÃO DE HORÁRIOS EDUCACIONAIS

O problema de alocação de horários educacionais, conhecido na literatura como *Timetabling*, de acordo com BURKE *et al.*, 2013 e BUCCO 2017, é composto por quatro parâmetros:

- Um conjunto finito de intervalos de tempo, onde os intervalos podem ser referir a dias, semanas, semestres, e podem ser subdivididos em unidades adequadas;
- Um conjunto finito de recursos, onde considera-se recurso um elemento físico ou humano indispensável à execução do serviço, como salas, laboratórios, profissionais e outros;
- Um conjunto finito de encontros, onde os encontros consistem na combinação dos recursos com os intervalos de tempo, de maneira que sejam realizados os serviços a que se destinam, como por exemplo, aulas, exames e outros.
- E um conjunto finito de restrições, as restrições representam as limitações impostas aos tempos, recursos e encontros.

O problema, assim, consiste em atribuir intervalos de tempo e recursos aos encontros, de tal forma que se satisfaça as restrições da melhor forma possível.

Apesar de não haver dados oficiais, pressupõe que a maioria das instituições de ensino não possuem uma ferramenta que auxilie neste processo. Desta forma, dias e até semanas são despendidos nesta tarefa, demandando tempo dos elaboradores, na sua maioria profissionais sem familiaridade com o problema (TEIXEIRA, 2015). Uma

solução manual do problema além de ser demorada, pode ocasionar alocação de horários não viáveis, como por exemplo, um horário onde um professor ministre duas aulas ao mesmo tempo. Vários métodos de otimização foram tentados, mas a maioria encontra problemas ao lidar com o grande número de restrições e a alta variedade de seu grau de importância (RIBEIRO FILHO, 2000 e REIS FILHO *et al.*, 2018).

A busca pela automatização da alocação de horários começou no final da década de 1950, eram utilizados métodos que costumavam simular procedimentos manuais (SAVINIEC, 2018). Tais procedimentos, chamados de heurísticas construtivas, compõem no preenchimento gradual do quadro de horário. Isto é, um quadro de horário é preenchido inserindo-se uma aula por vez. JUNGINGER (1986) apresenta uma revisão dos primeiros artigos sobre os problemas de alocação de horários, mostrando que as heurísticas simples eram os métodos de solução mais comuns. O artigo também relata os primeiros programas de computador desenvolvidos por GOTLIEB (1963) usando métodos exatos. No entanto, eles foram capazes de resolver apenas pequenas instâncias de problemas simplificados. Desde então, muitas variantes do problema de alocação de horários foram propostas, que diferem entre si com base no tipo de instituição envolvida (universidade ou escola) e no tipo de requisitos. Esses requisitos podem envolver a disponibilidade dos recursos, preferências pessoais, características desejáveis (como, por exemplo, a exigência de um certo número de aulas, a inexistência de quebras de aula no horário) e muitas outras, que vão depender das características próprias da instituição de ensino, da administração da escola e do ambiente educacional no qual ela faz parte (CISCON, 2005 e PEREIRA, 2017).

Em SANTOS (2007), CARVALHO (2011) e PASSOS (2017) são identificados três tipos de requisitos que implicam em restrições à solução do problema. Esses tipos estão descritos a seguir:

- Requisitos organizacionais: são referentes à instituição de ensino, no que diz respeito a gestão de recursos e cumprimento da legislação vigente, tais como, alocação de salas, laboratórios, carga horária semanal de cada professor e carga horária total das disciplinas;
- Requisitos pedagógicos: que propicia uma boa aplicação dos estudos: duração e distribuição das aulas ao longo da semana, intervalos de tempos que evitem aulas da mesma disciplina em dias sucessivos, ou em períodos consecutivos;

- Requisitos pessoais: passam pelas necessidades ou preferências dos docentes: necessidade de uso de uma sala de aula específica, preferências de horários (matutino, vespertino, noturno), preferências por determinados dias da semana, localização das aulas, preferência por dois ou mais horários consecutivos para uma mesma disciplina.

Diferentes tipos de requisitos demandam diferentes tipos de restrições ao problema. Uma alocação de horários que infrinja alguma restrição quanto a conflitos de horários, por exemplo, não é viável, pois não consiste em uma solução válida para o problema e não atende às necessidades dos envolvidos. Por outro lado, uma solução que atribua a determinado professor o trabalho no período matutino, mesmo que o professor prefira não trabalhar em tal horário, continua sendo uma solução viável (MARTINS, 2010).

Desta forma, de acordo com a importância e o papel das restrições, elas podem ser divididas em duas categorias, segundo a capacidade que possuem de inviabilizar, ou não, uma solução (LARA, 2007 e MIKUSKA *et al.*, 2019):

- Restrições fortes: restrições desse tipo devem ser satisfeitas a qualquer custo, visto que não é possível a implementação de uma alocação de horários que não as satisfaça. A restrição mais comum desse tipo é a não ocorrência de conflitos, como exemplo: considere a situação impraticável de uma turma assistir a duas aulas ao mesmo tempo; restrições físicas também são desse tipo - a decisão de em qual sala de aula será dada um curso deve considerar que a sala escolhida terá capacidade suficiente para comportar a turma; desse modo, as restrições fortes determinam o espaço de busca que será considerado: somente soluções que respeitam todas as restrições desse tipo são consideradas viáveis; se o problema considerado consiste em obter uma solução viável qualquer, então o mesmo denomina-se problema de busca;
- Restrições fracas: restrições desse tipo são aquelas cuja satisfação é desejável, mas caso não seja possível respeitá-las, pode-se, ainda assim, implementar a alocação de horários; restrições fracas comuns são, por exemplo, preferências de professores - um professor pode preferir dar aulas nos períodos da manhã, mas eventualmente será alocado no período da tarde caso isso não seja possível ou caso interesses mais importantes estejam envolvidos; no caso de programação de

exames uma restrição fraca comum é o espaçamento dos exames para os alunos – com o objetivo de minimizar o estresse, idealmente, cada exame de cada aluno deve ser precedido por um certo número de períodos de folga; o atendimento das restrições fracas é a medida de qualidade de um quadro de horários; se o problema considerado consiste em encontrar uma solução que minimize a violação das restrições fracas, tem-se então um problema de otimização.

Na literatura existente, o problema de alocação de horários é resolvido por métodos exatos e por métodos heurísticos. O primeiro consiste em obter a solução ótima, satisfazendo todas as restrições impostas, enquanto os métodos heurísticos retornam uma solução, mas não garantem que ela seja a solução ótima (GÓES, 2005 e MIKUSKA *et al.*, 2019). Para COLIN (2007), as heurísticas são bastante úteis para os problemas difíceis que não são resolvidos apropriadamente com as metodologias otimizantes tradicionais como os problemas combinatórios que tem séries restrições em termos de complexidade computacional.

2.1.1 – Complexidade computacional

Conforme SPLINDLER (2010), a teoria da complexidade computacional é o ramo da teoria da computação dedicado à análise da complexidade de algoritmos por meio de considerações matemáticas. Essa teoria, torna possível a classificação de problemas de otimização combinatória dentro de classes de complexidade, a partir do levantamento dos recursos computacionais necessários para a sua solução, geralmente avaliados em função do tamanho da entrada do algoritmo. Essa classificação é conhecida como teoria de *NonDeterministic Polynomial Time Compleitude* (NP-Compleitude) para os problemas de otimização combinatória. Desta forma, os problemas de otimização combinatória podem ser distribuídos em quatro classes (GAREY *et al.*, 1999):

- P (*Polynomial Time*): problemas de decisão que podem ser resolvidos por algoritmos polinomiais em função do tamanho da entrada, isto é, representa o conjunto de problemas classificados como tratáveis e passíveis de solução de forma eficiente;

- NP (*NonDeterministic Polynomial Time*): problemas decisão que podem ser resolvidos por algoritmos não-determinísticos polinomiais no tamanho da entrada, ou cuja solução pode ser verificada em tempo polinomial;
- NP-completo: subconjunto de NP, é composto pelos problemas para os quais existe uma redução em tempo polinomial a partir de qualquer problema de NP;
- NP-difícil: composto pelos problemas de otimização que podem ser resolvidos através de um número polinomial de soluções de um problema NP-completo.

Para se obter uma solução para o problema de alocação de horários podemos tratá-lo a partir de duas abordagens. A primeira é geralmente chamada de problema de viabilidade, ou busca, onde o objetivo é obter uma solução viável, ou seja, uma solução que atenda as restrições. Esse problema é demonstrado ser NP-Completo. A seguinte é chamada de problema de otimização, onde o objetivo é encontrar entre todas as soluções viáveis, aquela(s) chamada(s) de ótima(s), nesse caso o problema pertence à classe dos NP-Difícil (CARVALHO, 2011).

O problema de alocação de horários na maioria dos casos reais (aplicável a uma Instituição de Ensino), está inserido na classe de problemas NP (COOPER, 1995). Por esse motivo, o uso de métodos de otimização exatos pode se tornar inviável em dimensões de instâncias mais elevadas em tempo computacional viável. Por exemplo: suponha que um algoritmo $O(2^n)$ possa resolver um problema com 40 cursos em 30 horas em um computador que realiza 10^7 operações desse algoritmo por segundo. Então, levaria cerca de 60 horas para 41 cursos, e quase 2 anos para 49 cursos. Ou seja, pequenas alterações no tamanho da entrada fazem com que o tempo de resposta aumente exponencialmente. Em virtude do exposto, justifica-se a abordagem do problema de alocação de horários por métodos heurísticos, as quais, contudo, não garantem a existência de uma solução viável, mesmo que ela exista.

2.2 – CLASSIFICAÇÃO DO PROBLEMA

A necessidade de classificação do problema se deve ao fato de que as características particulares (tipo de instituição, restrições etc.) de cada ambiente educacional em que é analisado acarreta a percepção e origem de algumas variações quanto a sua adequação (PRADO, 2014).

A literatura científica ramificou esses diversos problemas em três categorias principais, segundo a classificação apresentada por (SCHAERF, 1999, SAVINIEC, 2013 e DANTAS, 2018):

- Problema de horários em escolas (PHE)
- Problema de horários de cursos (PHC)
- Problema de horários de exames (PHEX)

Esses problemas compartilham as mesmas características básicas, mas ainda podem ter diferenças significativa entre eles, pois, cada um deles tem suas próprias restrições, requisitos e regras.

A diferença entre estas formas de classificação está na quantidade do conjunto finito de determinados parâmetros. O PHE possui uma quantidade de recursos menor, pois uma turma já possui uma sala especificada e seu grupo de alunos, em sua maioria, é predeterminado, o que faz com que a complexidade seja reduzida. Em problemas de PHC existe um grande conjunto de restrições: disciplinas de uma mesma turma podem ser alocadas em salas diferentes, cada disciplina é constituída por alunos de diversos cursos, professores possuem restrições de horário por desempenharem outras atividades na instituição, cada disciplina possui conjuntos de pré-requisitos que devem ser respeitados, entre outras. Já no caso do PHEX, as restrições são mínimas. Para cada disciplina existe uma avaliação, as mesmas não devem ocorrer em um mesmo dia e horário e a marcação de provas em dias consecutivos deve ser evitada (VIEIRA, 2011).

2.2.1 – Problema de horários em escolas (PHE)

O problema consiste na programação semanal de um conjunto de aulas de pares ordenados (professor, turma) sobre um quadro de horários com um número fixo de períodos de mesma duração. Em algumas instituições, devido à carência de salas de aula, este recurso também deve ser levado em consideração no processo de escalonamento, aumentando a complexidade do problema (SAVINIEC, 2013 e DANTAS, 2018).

SANTOS (2007) expõe que nesse problema, cada professor deve lecionar um determinado número de aulas para cada turma em um conjunto de períodos. As alocações devem ser feitas considerando-se a não existência de conflitos, ou seja, cada professor e turma deve se envolver com, no máximo, uma atividade letiva por período.

Segundo SEMAAN (2016), esse problema é a alocação de horários típica, normalmente, encontrada nas escolas de ensino fundamental e médio, onde os alunos são agrupados por classe e as aulas são grupos separados de alunos matriculados na mesma lista de disciplinas. Cada disciplina tem várias aulas semanais que são lecionadas por um professor.

2.2.2 – Problema de horários de cursos (PHC)

O problema consiste na programação semanal das aulas de cursos universitários, cada curso é ministrado várias vezes por semanas e os alunos podem se matricular nos seus cursos preferidos. Como alguns cursos têm alunos em comum, eles devem ser programados para períodos diferentes, para que os alunos possam participar de todos os seus cursos (LEWIS et al., 2007, GASPERO, MCCOLLUM e SCHAERF, 2007). Além disso, o uso do espaço é outro problema nesse tipo de problema, por exemplo: capacidade e disponibilidade. Portanto, o uso das salas de aula deve ser otimizado (SAVINIEC, 2018). Dadas essas características, o problema consiste em atribuir períodos e salas de aula a um conjunto de cursos, de forma que cursos conflitantes (cursos com alunos em comum) sejam programados para períodos diferentes.

O PHC pode ser subdividido ainda em duas variantes do problema:

- Baseados em matrículas (PHC-BM): no qual, os alunos realizam a matrícula nas disciplinas desejadas antes da definição da programação das aulas, que tem como restrição diminuir o conflito entre as disciplinas que os alunos desejam ser matriculados (LEWIS, PAECHTER e MCCOLLUM, 2007).
- Baseados em currículos (PHC-BC): no qual, a programação das aulas não leva em consideração a matrícula dos alunos, e sim, os currículos definidos pela universidade. Um currículo pode ser definido, por exemplo, como um conjunto das disciplinas do primeiro período (GASPERO, MCCOLLUM e SCHAERF, 2007). Segundo SANTOS (2007) e MARTINS (2010), este problema apresenta várias semelhanças com o PHE e que a grande maioria das instituições de ensino superior do Brasil se enquadram nesse tipo de problema.

2.2.3 – Problema de horários em exames (PHEX)

O problema consiste na escala dos exames de um conjunto de curso universitários a serem realizados durante um período, geralmente uma semana. Como nos problemas anteriores, em alguns casos a alocação de salas de aulas como parte integrante do processo de escalonamento também se faz necessária (SAVINIEC, 2013 e DANTAS, 2018).

O cronograma de exames tem de lidar com muitos requisitos, que incluem: sem conflitos para os alunos, um cronograma de exames justo com tempo de estudo suficiente entre os exames, preferências dos professores e disponibilidade de salas de aula.

As alocações devem ser feitas de modo a evitar conflitos para alunos: nenhum aluno pode ter mais que um exame agendado para o mesmo período. Eventualmente essa restrição é relaxada e tem-se como objetivo a minimização dos conflitos para estudantes. Adicionalmente, dentro do possível, a agenda de exames de cada aluno deve apresentar um certo espalhamento das atividades, evitando-se a alocação de mais de um exame por dia e, especialmente, exames em períodos consecutivos do mesmo dia (SANTOS, 2007).

2.3 – MÉTODOS DE RESOLUÇÃO

De acordo com VIEIRA (2006), podem ser encontradas várias técnicas de resolução de problemas de alocação de horários educacionais, porém, são utilizados, principalmente, algoritmos exatos e heurísticos.

2.3.1 – Algoritmos Exatos ou de Programação Inteira

Algoritmos Exatos (AE) são modelos computacionais cuja característica é o tempo de execução/resposta, geralmente não satisfatório, mas, em contrapartida, com a garantia de se encontrar uma solução ótima para o problema.

Quando se utiliza AEs para resolver problemas de alocação de horários, devem-se criar regras e restrições com bastante cautela, pois quaisquer mudanças nas regras são perigosas, o que ocasiona consequências em cascata. Por exemplo, ao final do processo de geração de grades, descobre-se alguma inconsistência nas regras, o que resulta em revisão de todo o processo, com demanda de tempo. Podem-se citar como exemplos de

AE algoritmos do tipo *Branch-and-Bound*, *Branch-and-Cut*, *Branch-and-Price* etc. (GOLDBARG e LUNA 2005).

2.3.2 – Algoritmos Heurísticos e Meta-heurísticos

Muitos métodos heurísticos são utilizados para resolver o problema de alocação de horários. Entre as heurísticas se destacam as meta-heurísticas, estas podem ser utilizada na resolução de problemas pertencentes a diversos contextos, pois oferece o raciocínio, ou abordagem a ser seguida que não se relaciona aos detalhes do problema.

Dentre as técnicas meta-heurísticas habituais aplicadas na resolução do problema de alocação de horários, podemos destacar:

- Algoritmos Genéticos (AG): é um método de otimização e busca, desenvolvido sob os mecanismos de evolução de populações de seres vivos. De acordo com as mudanças realizadas em uma população, as soluções tendem a melhorar, criando uma ideia de evolução. O AG é robusto e facilmente adaptável para diversas áreas do conhecimento, em especial para problemas de otimização, como a alocação de horários. AG é uma meta-heurística que procura os melhores indivíduos (soluções), de forma a atender de uma melhor forma possível as restrições propostas (BARATA *et al.*, 2010, BORGES, 2003, BRAZ JÚNIOR, 2000, CHONG-KEAT, WIBOWO e NGADIMAN, 2015, CISCON, 2005, COLORNI, 1998, FANG, 1994, GÓES, 2005, HAMAWAKI, 2005, MARQUES JÚNIOR, PEREIRA e SILVA, 2015, MOURA *et al.*, 2004, NETTO, 2011, RIBEIRO FILHO e LORENA, 2001, RODRIGUES *et al.*, 2015, SANTOS e SOUZA, 2007).
- *Simulated Annealing*: este método é baseado no procedimento de aquecimento utilizado na metalurgia para a mudança das propriedades de um metal. O algoritmo gera uma solução aleatória e a partir dela a cada iteração é gerada uma solução vizinha. Verifica se a solução vizinha é melhor que a anterior, então é aceita como solução atual. Para fugir de ótimos locais, algumas vezes uma solução “pior” que a solução atual é selecionada e realizada mais iterações do algoritmo. Para tanto, é estabelecido um parâmetro chamado de temperatura, com um valor estabelecido no início do processo e a cada iteração essa temperatura é alterada, chegando a um valor que induza a atualização da solução atual. Esse procedimento

se repete até que o objetivo, previamente estabelecido, seja cumprido (ANDERSON, 2015, COLORNI, 1998, FONSECA *et al.*, 2012, ODENIYI *et al.*, 2015, SANTOS e SOUZA, 2007).

- Busca Tabu: é uma heurística evolutiva que atualiza uma única solução, um método de busca local que procura evitar estacionar em um ótimo local. Até que um determinado critério de parada seja satisfeito, é realizada uma busca por soluções em um conjunto de vizinhança. Essa solução encontrada é inserida em uma lista, em que as soluções dessa lista são testadas na função objetivo, e a que retornar o melhor valor é atribuída a variável destinada a guardar a melhor solução encontrada. É atualizada a lista e reiniciado o laço, até que o critério de parada seja satisfeito (ANDERSON, 2015, COLORNI, 1998, MOURA *et al.*, 2004, NGUYEN, LUU e PHAM, 2015; SANTOS e SOUZA, 2007).
- *Path Relinking*: é uma busca por melhores soluções determinadas por uma combinação entre soluções de alta qualidade, denominadas soluções elites, obtidas de uma população. Para alcançar tal objetivo, são criados caminhos entre uma solução inicial e a solução guia e no decorrer desse caminho esperasse obter soluções de melhor qualidade que as soluções iniciais, atualizando a melhor solução encontrada. Devido ao fato de necessitar de uma solução inicial de boa qualidade, esse método é combinado com outras heurísticas, como exemplo a Busca Tabu, o GRASP e a Busca Dispersa, com o objetivo de melhorar as soluções encontradas (MOURA *et al.*, 2004, KAMPKE *et al.*, 2007, SPINDLER, 2010).
- *Greed Randomized Adaptive Search Procedure* (GRASP): é um algoritmo comumente aplicado a problemas de otimização combinatória e seu grande diferencial está em apenas utilizar a Busca Local para pequenas melhorias, por isso ele é classificado como construtivo. Este método iterativo consiste em duas fases: a construção da solução inicial, elemento a elemento, seguido da busca por ótimos locais próximos da solução criada (FEO e RESENDE, 1995, MOURA *et al.*, 2004; OLIVEIRA, VIANNA e VIANNA, 2012, SOUZA, MACULAN e OCHI, 2002, SEGATTO, 2017).
- *Iterated Local Search* (ILS): é baseada em Busca Local. A solução inicial é criada de tal forma a obedecer determinadas restrições fortes, ou seja, restrições que não podem ser negligenciadas. Então é proposto perturbações nessa solução, a fim de

localizar um novo ótimo local e esse processo se repete inúmeras vezes. Quanto melhor for a escolha da parametrização das perturbações, mais próxima do ótimo global a solução ficará (ANDRADE, 2014 e MOURA *et al.*, 2004).

- *Variable neighborhood search* (VNS): é meta-heurística proposta por MLADENOVIC (1995) e MLADENOVIC e HANSEN (1999) como uma técnica de busca local baseada na definição de um conjunto de vizinhanças a serem utilizadas na busca, seja em uma ordem determinada ou por seleção aleatória a cada ocorrência adequadamente definida (FONSECA, 2014, TEIXEIRA, 2018).

Na seção a seguir, vamos abordar um pouco mais sobre o algoritmo genético, pois ele será utilizado neste trabalho.

2.4 – ALGORITMO GENÉTICO

Algoritmos Genéticos foram propostos por HOLLAND (1975), no qual, foram considerados como algoritmos de busca com um propósito geral, tendo características estocásticas e busca de múltiplos pontos inspirados no princípio Darwiniano de seleção natural. Inicialmente o objetivo do seu trabalho era explicar os processos adaptativos em sistemas naturais para desenvolver sistemas artificiais baseados nestes processos. Posteriormente tal metodologia foi empregada na resolução de problemas de otimização.

Entre os principais fatores que fazem do AG uma técnica bem-sucedida, destacam-se (GOLDEBERG, 1989): simplicidade de operação; facilidade de implementação; eficácia na busca da região onde, provavelmente, encontra-se o máximo global; aplicação em situações onde não se conhece o modelo matemático ou quando ele é impreciso. De maneira geral, os AGs vêm apresentado bons resultados na resolução da alocação de horários educacionais como pode ser observar em (FANG, 1994, BORGES, 2003, HAMAWAKI, 2005, VIEIRA e MACEDO, 2011).

Como AG é inspirado no princípio Darwiniano de seleção natural, alguns de seus termos são oriundos da biologia. Para melhor compreensão, a seguir é apresentada uma lista com os principais termos utilizados pela literatura (CASTRO, 2001, SILVA, 2001 e SAMPAIO, 2018):

- Cromossomo e genoma: na biologia, genoma é um conjunto completo de genes de um organismo. Um genoma pode ter vários cromossomos. Já nos AGs, os dois

representam a estrutura que codifica uma solução para um problema, sendo assim, um cromossomo ou genoma representa um simples ponto de espaço de busca.

- Gene: na biologia, é a unidade de hereditariedade que é transmitida pelo cromossomo e que controla as características do organismo. No AG, é um parâmetro codificado no cromossomo, ou seja, um elemento do vetor que representa o cromossomo.
- População: um conjunto de cromossomos ou soluções.
- Indivíduo: um simples membro da população. No AG, um indivíduo é formado pelo cromossomo e sua função de avaliação.
- Genótipo: na biologia, representa a composição genética contida no Genoma. No AG, representa a informação contida no cromossomo ou genoma.
- Fenótipo: no AG, representa o objeto, estrutura ou organismo construído a partir das informações do genótipo. É o cromossomo decodificado.
- Alelo: na biologia, representa uma das formas alternativas de um gene. No AG, representa os valores que o gene pode assumir.
- Epistasia: interação entre genes do cromossomo, isto é, quando um valor de gene influencia o valor de outro gene.
- Geração: é o número de iteração que o AG executa.
- Operadores genéticos: são as operações que o AG realiza sobre cada um dos cromossomos.
- Espaço de busca: é o conjunto, espaço que compreende as soluções possíveis ou viáveis do problema a ser otimizado. Deve ser caracterizado pelas funções de restrição, que definem as soluções de forma viável ao problema a ser resolvido.
- Função de avaliação: é a função que se quer otimizar. Ela contém a informação numérica do desempenho de cada cromossomo na população.

2.4.1 – Esquema de um AG

A Figura 2.1 apresenta o pseudocódigo de um AG e a Figura 2.2 apresenta o fluxograma de funcionamento de um AG, no qual podem ser descritos da seguinte maneira (LINDEN, 2008 e 2012 e THEODORO 2016):

1. Inicializa-se a população de cromossomos;
2. Avalia-se cada cromossomo na população dada uma função de avaliação;
3. Se satisfizer o critério de parada, ou o melhor cromossomo satisfizer os requisitos do problema, retorne, caso contrário, continue;
4. Seleciona-se os pais para gerar novos cromossomos;
5. Aplica-se os operadores de cruzamento e mutação a estes pais, para gerar os indivíduos da nova geração;
6. Define-se uma nova população dos indivíduos existentes e dos novos indivíduos gerados;
7. Avalia-se os novos indivíduos e volte para o passo 3;

Algoritmo 1: ALGORITMO GENÉTICO

```
1 início
2   populacao ← inicializarPopulacao();
3   avaliarPopulacao(populacao);
4   while satisfazer o critério de parada do
5     selecionarIndividuos(populacao);
6     aplicarOperadoresGeneticos();
7     populacao ← definirNovaPopulacao();
8     avaliarPopulacao(populacao);
9   end
10 fim
11 retorna individuoMelhorAvaliado
```

Figura 2.1 – Pseudocódigo do AG.

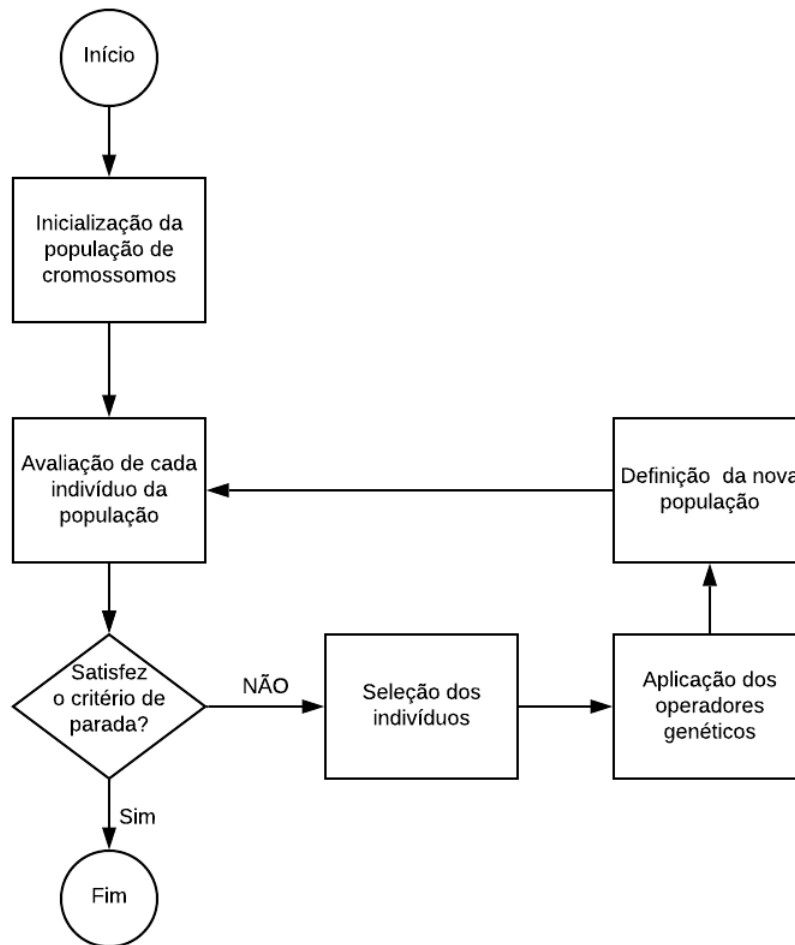


Figura 2.2 – Fluxograma do funcionamento do AG.

Obviamente esta é somente uma visão de alto nível do AG. O que ela esconde é a complexidade do processo de obtenção de uma representação cromossomial que seja adequada ao problema e de uma função de avaliação que penalize soluções inviáveis para o nosso problema e que avalie satisfatoriamente o grau de cada indivíduo como solução do problema em questão.

2.4.2 – Representação cromossomial

A representação mais comum usada, que também é a representação proposta por HOLLAND (1975), é a representação binária de tamanho fixo, onde cada indivíduo é formado por uma cadeia de bits que podem assumir os valores 0 ou 1 (PAPPA, 2002). Esta representação possui algumas vantagens: além de ser uma representação compacta, facilita os operadores genéticos de cruzamento e de mutação (COX, 2005). Por outro lado,

possui alguns problemas, dentre os quais a dificuldade encontrada para a representação de valores contínuos é a principal. Assim foram surgindo formas alternativas, para fornecer uma implementação efetiva dos algoritmos genéticos. De acordo com o tipo de símbolo que os alelos de um gene podem assumir, os métodos de codificação podem ser classificados, segundo GEN (2000) e ALVES (2020), como:

- Codificação binária;
- Codificação por números reais;
- Codificação por números inteiros ou permutação literal;
- Codificação pela estrutura de dados geral.

A codificação por números reais é a mais adequada para problemas de otimização de funções. Foi confirmado por inúmeros desenvolvedores que a codificação por números reais tem melhor desempenho que a codificação binária para a otimização de funções (GEN, 2000).

Características devem ser notadas para se optar por alguma representação, como citada por KOZA (1992):

- a) Completude: determina se é possível representar todos os fenótipos possíveis, verifica se todas as soluções podem ser decodificadas;
- b) Coerência: indica se a partir do esquema de representação é possível gerar um genótipo que codifique um fenótipo não pertencente ao espectro de soluções do problema.
- c) Simplicidade: representa o grau de complexidade dos atos de codificação e decodificação das soluções;
- d) Localidade: pequenas alterações no genótipo acarretam pequenas alterações em seu fenótipo correspondente.

A representação cromossomial é extremamente importante para implementar um AG. Basicamente ela consiste em abstrair as informações do nosso problema e aplicá-las de maneira viável a ser tratada pelo computador.

2.4.3 – Função de avaliação

A função de avaliação é a maneira utilizada pelo AG para determinar a qualidade de um indivíduo como solução do problema em questão.

Os AGs necessitam do valor de uma função de avaliação para cada membro da população, que deve ser um valor positivo. Nos casos mais simples, é utilizado justamente o valor da função que se quer maximizar. A função de avaliação dá, para cada indivíduo, uma medida de quão bem adaptado ao ambiente ele está, ou seja, quanto maior o valor da função de avaliação, maiores são as chances de o indivíduo sobreviver no ambiente e reproduzir-se, passando parte de seu material genético às gerações posteriores. (BRAZ JUNIOR, 2000)

Segundo COLHERINHAS (2016), a função de avaliação é uma etapa importantíssima e depende de fatores que apresentam claramente os objetivos da otimização, sujeita a um conjunto de restrições. Este é um passo decisivo para o correto funcionamento do algoritmo. A conjunção entre a função de avaliação e as restrições atribuem uma pontuação final (aptidão) sobre um determinado indivíduo. Cada caso possui uma lógica distinta para a atribuição desta nota. Para se definir problemas multiobjetivos, realiza-se uma combinação dos fatores avaliados. Também é possível ponderar cada objetivo com pesos diferentes.

2.4.4 – Inicialização da população

Segundo CASTRO (2001), SILVA e SANTOS (2019), a população inicial de indivíduos ou cromossomos é na maioria das vezes realizada de forma aleatória, embora existam ocasiões onde é mais apropriada uma seleção heurística da mesma, introduzindo logo de início, um ou mais indivíduos “interessantes”, como por exemplo, soluções aproximadas conhecidas contendo algum tipo de informação prévia. Diversos trabalhos realizados comprovam que a inicialização não é crítica, desde que a população inicial contenha cromossomos suficientemente variados.

2.4.5 – Seleção dos indivíduos

Segundo LINDEN (2012), COSTA JUNIOR e SILVA (2015), o método de seleção deve tentar simular o mecanismo de seleção natural que atua sobre as espécies biológicas, em que os pais mais capazes geram filhos, mas mesmo os pais menos aptos também podem gerar descendentes.

Conseqüentemente, temos que privilegiar os indivíduos com função de avaliação alta, sem desprezar completamente aqueles indivíduos com função de avaliação extremamente baixa.

Isto ocorre pois até indivíduos com péssima avaliação podem ter características genéticas que sejam favoráveis à criação de um “super indivíduo”, características estas que podem não estar presentes em nenhum outro cromossomo de nossa população.

Muitos métodos de seleção já foram propostos na literatura, sendo alguns dos métodos mais comuns apresentados a seguir.

2.4.5.1 – Seleção por roleta

A seleção por roleta é um método clássico de seleção proporcional HOLLAND (1975), no qual a cada cromossomo é atribuída um espaço sobre a área circular da roleta, de acordo com a sua aptidão (nota da função de avaliação) do cromossomo em relação à soma de todos os outros da população. Sendo assim, quanto maior for a aptidão apresentado por determinado cromossomo, maior será a área por ele ocupada no domínio da roleta promovendo assim maior probabilidade de ser sorteado. Isso pode ser visto na Figura 2.3.

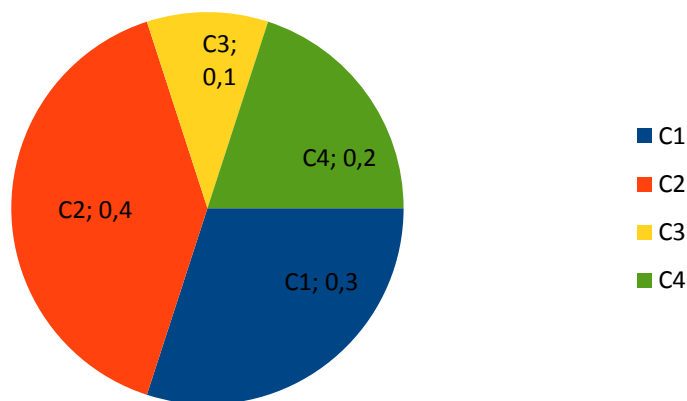


Figura 2.3 – Aptidão de cada cromossomo para seleção por roleta.

Segundo CASTRO (2001), o método da roleta tem a desvantagem de possuir uma alta variância, podendo levar a muitas cópias de um bom cromossomo, o que faz diminuir

a diversidade da população. Esta falha pode ocasionar uma convergência prematura do algoritmo para uma solução não almejada. Por outro lado, quando a evolução está avançada, onde as aptidões não diferem muito entre si, observa-se uma estagnação do algoritmo, isto é, uma baixa pressão de seleção entre aptidões parecidas.

2.4.5.2 – Seleção por torneio

O método de seleção por torneio consiste em selecionar uma série de indivíduos da população aleatoriamente e fazer com que eles entrem em competição pelo direito de ser pai, usando como arma a sua avaliação, aquele que tiver a maior avaliação é o vencedor LINDEN (2012). Suas vantagens são: não acarreta convergência prematura; combate à estagnação; nenhum esforço computacional extra é necessário, tal como ordenamentos; avaliação explícita é desnecessária CASTRO (2001).

2.4.5.3 – Seleção por *ranking*

A seleção por ranking é um método de seleção que evita a convergência prematura e a dominância de um super indivíduo. O seu princípio consiste em ordenar todos os elementos de acordo com sua função de avaliação e usar este ranking como base da seleção, em vez de usar diretamente o valor da avaliação (LINDEN, 2012).

2.4.5.4 – Seleção elitista

O método por seleção elitista normalmente é utilizado em conjunto com outros métodos de seleção, na tentativa de se aumentar a velocidade de convergência do algoritmo, bem como em aplicações onde possa ser necessário o seu emprego. Este processo simplesmente copia os N ($N \geq 1$) melhores indivíduos da população corrente para a próxima geração, garantindo que estes cromossomos não sejam destruídos nas etapas de cruzamento e mutação (CASTRO, 2001).

2.4.6 – Operadores genéticos

Os operadores genéticos são mecanismos que garantem a evolução dos indivíduos, criando, a partir de uma dada população inicial, novas populações ou gerações de indivíduos melhorados. A cada nova população ou geração espera-se melhoria no desempenho dos indivíduos em relação ao meio em que vivem, o que traduzido para o processo de busca de novas soluções pelo AG significa obter uma melhoria na qualidade das novas soluções geradas (RODRIGUES, 2004). Abaixo são apresentados alguns dos operadores genéticos.

2.4.6.1 – Cruzamento (Recombinação)

É o operador responsável pela recombinação de características dos cromossomos pais durante a reprodução, permitindo que as próximas gerações herdem essas características. GOLDBERG (1989), sugere que a probabilidade de cruzamento seja igual ou superior à 60%. Com essa alta probabilidade, ele é considerado o operador genético predominante.

Diferentes métodos de cruzamento variam em como e quais genes são transferidos de cada cromossomo pai. Este operador, também conhecido como *crossover*, pode ser utilizado de várias maneiras, abaixo são descritos alguns:

- Cruzamento de um ponto: depois de selecionar os dois cromossomos pais pelo método de seleção, um ponto de corte é escolhido aleatoriamente, esse ponto de corte é a separação entre cada um dos genes que compõem o cromossomo. Logo após a escolha do ponto, é separado o cromossomo pai em duas partes: uma à esquerda do ponto de corte e a outra à direita. O primeiro filho é composto através da concatenação da parte esquerda do primeiro pai e com a parte direita do segundo pai. O segundo filho é composto através da concatenação das metades que sobraram (LINDEN, 2012). A Figura 2.4 exemplifica essa forma de cruzamento.

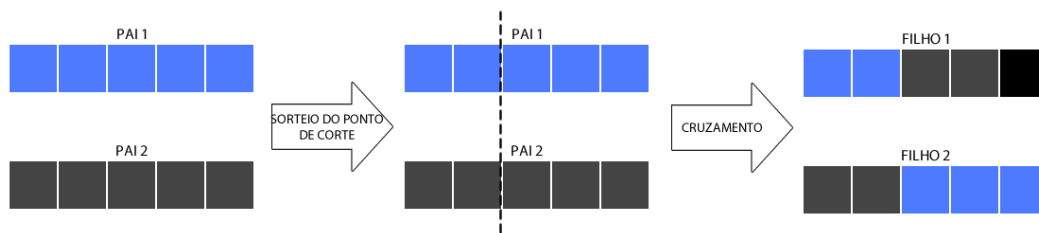


Figura 2.4 – Exemplo do cruzamento de um ponto.

- Cruzamento de dois pontos: é similar ao cruzamento de um ponto, com uma pequena diferença: em vez de escolher um ponto de corte, são escolhidos dois. O primeiro filho será então formado pela parte do primeiro pai fora dos pontos de corte e pela parte do segundo pai entre os pontos de corte e segundo filho será formado pelas partes restantes (LINDEN, 2012). A Figura 2.5 exemplifica essa forma de cruzamento.

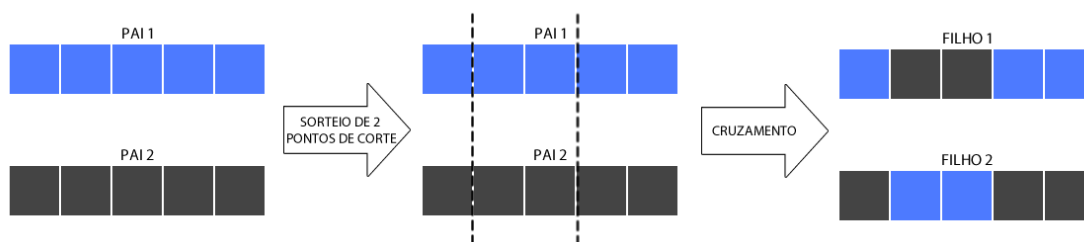


Figura 2.5 – Exemplo do cruzamento de dois pontos.

- Cruzamento uniforme: o funcionamento do cruzamento uniforme ocorre da seguinte forma: para cada gene é sorteado um número aleatório no intervalo de zero a um. Se o número sorteado for maior que 0.5, o filho número um recebe o gene do primeiro pai e o segundo filho o gene do segundo pai, e se o número sorteado for menor ou igual a 0.5, o primeiro filho recebe o gene do segundo pai e o segundo filho recebe o gene do primeiro pai, como pode ser visto da Figura 2.6.

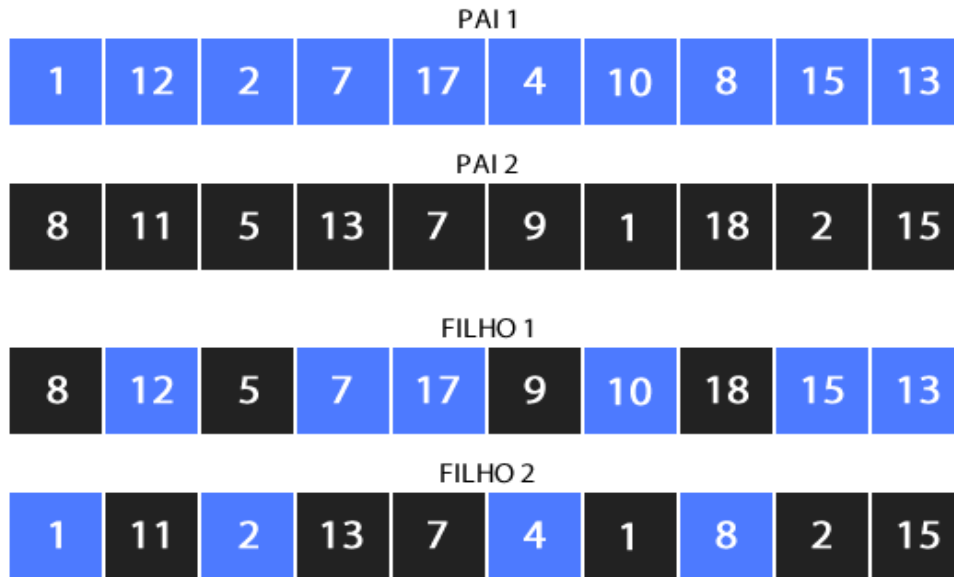


Figura 2.6 – Exemplo do cruzamento uniforme.

2.4.6.2 – Mutação

O cruzamento pode produzir descendentes com uma melhor avaliação do que os pais, mas nem sempre isso pode explorar novas partes do espaço de busca. O objetivo da mutação é superar essa questão, adicionando diversidade a população e, assim, explorando mais o espaço de busca (JONASSON, 2016). A mutação ocorre aleatoriamente, com uma baixa probabilidade, em um gene quando um descendente é concebido, alterando a propriedade do gene e aumentando o espaço de pesquisa para não ficar preso em um local ótimo causando convergência prematura (YAMAZAKI, 2014).

Segundo COLHERINHAS (2016), os operadores de mutação mais comuns utilizados são a mutação uniforme e a mutação Gaussiana, mas diversos tipos são encontrados na literatura, a seguir são apresentados alguns:

- Mutação em codificação binária: consiste apenas na inversão do valor de um ou mais alelos aleatórios do cromossomo;
- Mutação uniforme: consiste em substituir o gene selecionado do cromossomo por outro gene gerado aleatoriamente, segundo uma distribuição uniforme, entre os limites mínimo e máximo permitidos

- Mutação *creep*: consiste em acrescentar ou subtrair um pequeno número aleatório obtido de uma distribuição $N(0, \sigma^2)$ onde a variância assume um valor pequeno. Esta mutação é usada para explorar localmente o espaço de busca.
- Mutação gaussiana: consiste em substituir o gene selecionado por outro gerado a partir de uma distribuição $N(\mu, \sigma^2)$, onde μ é igual ao valor de gene a ser substituído e a variância é definida pelo pesquisador.

2.4.7 – Nova população

O tamanho da população não pode aumentar, então, após as etapas de seleção, cruzamento e mutação, é preciso definir quais indivíduos permanecerão nessa nova população. Assim como a maioria das etapas do AG, isso pode ser feito de várias maneiras, a seguir são descritos algumas delas:

- Substituir toda a população: nesse método os indivíduos serão substituídos pelos seus descendentes a cada nova geração (JONASSON, 2016);
- Elitismo: nesse método, os indivíduos melhores avaliados são selecionados para compor a nova geração (THEODORO, 2016).
- Substituir toda a população com elitismo: nesse método, um número n de indivíduos com melhor avaliação da geração atual é escolhido para compor a nova geração junto com os indivíduos descendentes (JONASSON, 2016).

2.4.8 – Critério de parada

Segundo LOBO (2005), vários critérios de parada podem ser utilizados para terminar a execução de um AG. Como exemplo, podem ser citados os seguintes:

- Após um dado número de gerações (avaliações), ou seja, um total de ciclos de evolução de um algoritmo genético;
- Quando a aptidão média ou do melhor indivíduo não melhorar mais;
- Quando as aptidões dos indivíduos de uma população se tornarem parecidas;
- Ao conhecer a resposta máxima da função de avaliação;
- No caso de perda de diversidade da população.

CAPÍTULO 3

MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo é apresentado a definição do problema em conjunto com suas restrições e sua representação adequada ao problema em questão.

3.1 – DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

O problema abordado envolve os cursos de graduação do Instituto de Biodiversidade e Florestas (IBEF), da Universidade Federal do Oeste do Pará (UFOPA), campus Santarém/PA. Este instituto possui, até o presente momento, os seguintes recursos: cinco cursos, setenta professores, nove salas de aulas, três laboratórios e uma sala de desenho como apresentado na Tabela 3.1. As aulas ocorrem em dois turnos: manhã e tarde, durante a semana de segunda a sábado. Os horários de aula são apresentados conforme a Tabela 3.2.

Tabela 3.1 – Recursos dos IBEF.

Professores	Cursos	Salas de aula	Laboratórios	Sala de desenho
70	5	9	3	1

Tabela 3.2 – Horários de aula do IBEF.

Manhã	Tarde
08:00 – 08:50	14:00 – 14:50
08:50 – 09:40	14:50 – 15:40
09:40 – 10:30	15:40 – 16:30
10:45 – 11:35	16:45- 17:35
11:35 – 12:25	17:35 – 18:25
	18:25- 19:15

A cada semestre são ofertadas em média 145 disciplinas, as quais ocupam diversos horários distribuídos nos dois turnos ao longo da semana e sendo distribuídas nas salas disponíveis. Os dados coletados, tais como: professores, disciplinas, horários e ofertas de

disciplinas, foram extraídos do Sistema Integrado de Gestão de Atividades Acadêmicas (SIGAA). As informações das salas de aulas e laboratórios foram fornecidas pelo próprio instituto. A Tabela 3.3 apresenta a relação dos cursos e suas respectivas turmas e disciplinas para o semestre de 2019.2

Tabela 3.3 – Relação de cursos do IBEF.

Cursos	Turmas	Disciplinas
Engenharia Florestal	5	34
Bacharelado em Agronomia	4	30
Zootecnia	3	26
Bacharelado em Biotecnologia	4	22
Bacharelado Interdisciplinar em Ciências Agrárias	4	28

De acordo com FONSECA (2017), os problemas de alocação de horários educacionais consistem em designar tempos e recursos a eventos da instituição de ensino respeitando um conjunto de restrições fortes e fracas, tais restrições são apresentadas na seção 3.1.1

A literatura apresenta diversas variações no uso de algumas terminologias relacionadas ao problema de alocação de horários educacionais. Desta forma, este trabalho utiliza as terminologias do problema do *International Timetabling Competition 2007* (ITC-2007), que são definidas a seguir:

- Dias, horários e períodos: é atribuído um número de dias de aula na semana (tipicamente cinco ou seis). Cada dia é dividido em um número fixo de períodos, que é igual para todos os dias. Um período é um par composto por um dia e um horário. O número total de períodos é a multiplicação da quantidade de dias pela quantidade de períodos no dia.
- Disciplinas e professores: cada disciplina consiste em um número fixo de aulas a serem alocadas em períodos distintos, é assistida por um determinado número de alunos e é ministrada por um professor. Para cada disciplina há um número mínimo de dias que as aulas devem ocorrer, além disso, há alguns períodos em que a disciplina não pode ser alocada.
- Salas de aula: cada sala tem capacidade, expressa em termos de número de assentos disponíveis.

- Currículos: um currículo é um grupo de disciplinas de forma que qualquer par de disciplinas no grupo tenha alunos em comum. Com base nos currículos, temos os conflitos entre as disciplinas e outras restrições brandas.

3.1.1 – Restrições do problema

A tarefa de alocação de horários de aulas envolve a harmonia de diferentes requisitos que, por vezes, são conflitantes. A resolução desse tipo de problema passa, inicialmente, pela definição desses requisitos em termos de restrições e sua posterior classificação. No processo de análise de requisitos é observado que os requisitos definidos no ITC-2007, em geral, são os mesmos requisitos específicos do IBEF.

A seguir são apresentadas as restrições definidas no ITC-2007:

- Restrições fortes: restrições desse tipo devem ser satisfeitas a qualquer custo, visto que não é possível ter uma solução do problema viável. Segundo GASPERO *et al.*, 2007 e BONUTTI, 2012, as restrições fortes mais comuns são:
 - Aulas: todas as aulas de uma disciplina devem ser alocadas, e devem ser designadas para períodos distintos. Uma violação ocorre se uma aula não for alocada.
 - Conflitos: aulas de disciplinas no mesmo currículo ou ministradas pelo mesmo professor devem ser todas alocadas em diferentes períodos. Duas aulas conflitantes no mesmo período representam uma violação. Três aulas conflitantes contam como três violações: uma para cada par.
 - Ocupação de sala: duas aulas não podem ocorrer na mesma sala no mesmo período. Duas aulas na mesma sala no mesmo período representam uma violação. Qualquer aula extra no mesmo período e sala conta como mais uma violação.
 - Capacidade da sala: para cada aula, o número de alunos que frequentam a disciplina deve ser menor ou igual ao número de assentos de todas as salas que ocupam suas aulas. Cada aluno acima da capacidade conta como 1 ponto de penalidade.
 - Disponibilidade: se o professor da disciplina não estiver disponível para ministrar essa disciplina em um determinado período, então nenhuma aula

da disciplina pode ser alocada nesse período. Cada aula em um período indisponível para esse curso é uma violação.

- Restrições fracas: restrições desse tipo são aquelas cuja satisfação é desejável, mas caso não seja possível respeitá-las, pode-se, ainda assim, ter uma solução aceitável do problema. Segundo GASPERO *et al.*, 2007 e BONUTTI, 2012, as restrições fracas são apresentadas a seguir:
 - Dias mínimos de trabalho: as aulas teóricas de cada disciplina devem ser distribuídas no número mínimo de dias indicado. Cada dia abaixo do mínimo conta como 5 pontos de penalidade.
 - Aulas isoladas: as aulas pertencentes a um currículo devem ser adjacentes umas às outras (ou seja, em períodos consecutivos). Para um determinado currículo, contabilizamos uma violação toda vez que há uma aula não adjacente a outra aula no mesmo dia. Cada aula isolada em um currículo conta como 2 pontos de penalidade.
 - Estabilidade da sala: toda as aulas de uma disciplina devem ser dadas na mesma sala. Cada sala distinta usada para as aulas de uma disciplina, mas a primeira, conta como 1 ponto de penalidade.
 - Adequação da sala: Algumas salas podem não ser adequadas para uma determinada disciplina devido à falta de equipamento necessário (projetor, amplificação...). Cada aula de um curso em uma sala inadequada conta como 1 violação.
 - Aulas agrupadas: algumas disciplinas exigem que as aulas no mesmo dia sejam agrupadas. Para uma disciplina que requer aulas agrupadas, toda vez que houver mais de uma aula, uma aula não agrupada para outra não é permitida. Duas ou mais aulas são agrupadas se forem adjacentes e na mesma sala. Cada aula não agrupada conta como 1 violação.
 - Janelas: as aulas pertencentes ao mesmo currículo não devem ter períodos ociosos entre elas. Para um determinado currículo, é contabilizado uma violação toda vez que há uma janela entre duas aulas no mesmo dia.

3.1.2 – Representação da solução do problema

Segundo ALCKMIN (2009), um dos aspectos exigidos na modelagem de um AG é a representação da solução, que define a estrutura do cromossomo, com os respectivos genes que os compõem, de forma a descrever todo o espaço de busca do problema. Tal representação depende da natureza do problema em questão.

Utilizando as características definidas na seção 2.4.2, a representação adotada é a de codificação de números reais, onde um indivíduo é composto por uma lista de horários, uma lista de salas, uma lista de professores e uma lista de disciplinas, sendo que cada um é representado por um número inteiro, como pode ser observado na Figura 3.1.

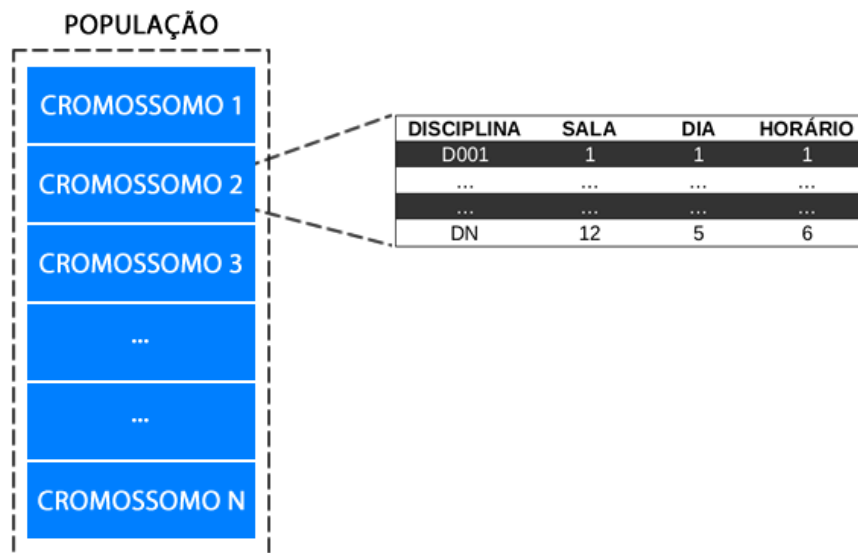


Figura 3.1 – Representação da solução do problema.

3.1.3 – Função de avaliação

A função de avaliação busca minimizar o número de violações em relação às restrições, isso significa que o valor de adequação de um indivíduo será inversamente proporcional a quantas restrições ele viola. A seguir é apresentado a fórmula Eq. (3.1) abaixo:

$$f(x) = \frac{1}{\alpha + 1} \tag{3.1}$$

Nesta fórmula, α é o total de penalidades, sendo seus valores definidos de acordo com as restrições apresentadas na seção 3.1.1. É observado que o valor retornado estará no intervalo]0,1].

3.1.4 – População inicial

A população inicial é definida aleatoriamente, no entanto, é levado em consideração os turnos das turmas, as indisponibilidades dos professores e as indisponibilidades das salas, fazendo com que esta população tenha uma melhor avaliação, já que o espaço de busca por uma solução ótima é delimitado. As etapas a seguir explicam como é gerado um indivíduo que faz parte da população inicial, sendo considerado que todas as entradas de dados como salas, horários, professores, disciplinas e turmas já foram feitas:

- Para cada disciplina, é selecionado uma sala e um professor, aleatoriamente, respeitando as disponibilidades de cada um deles e suas especificidades;
- Para cada turma, são selecionadas as disciplinas pertencentes a mesma;
- É feita a verificação da quantidade de aulas agrupadas e o total de aulas na semana de cada disciplina;
- É realizado uma divisão do total de aulas na semana pela quantidade de aulas agrupadas, sempre arredondando para o maior inteiro. O resultado da divisão é usado para dividir a disciplina em subdisciplinas;
- Cada subdisciplina receberá um horário, escolhido aleatoriamente. Caso haja, aulas agrupadas, um horário posterior ao horário escolhido também é selecionado, este procedimento ocorre até contemplar o número total de aulas agrupadas.

3.1.5 – Seleção dos indivíduos

A seleção dos indivíduos é feita através dos métodos de torneio, ranking e elitista, descrito na seção 2.4.5.2, 2.4.5.3 e 2.4.5.4, respectivamente. As etapas desta seleção são apresentadas abaixo:

- A população é avaliada e ordenada decendentemente ao valor da avaliação de cada indivíduo;

- Uma certa quantidade de indivíduos, com as melhores avaliações, é preservada para compor a nova população. Essa quantidade de indivíduos é definida por um parâmetro dentro do AG. Esse método seleção é o conhecido como elitista.
- Logo em seguida, utilizando o método conhecido como seleção por ranking, o primeiro indivíduo pai é selecionado pela ordem de avaliação descendente, exceto aqueles já foram selecionados pelo método de elitismo.
- Após o primeiro indivíduo pai ser selecionado, é verificada a probabilidade de cruzamento deste indivíduo com um segundo indivíduo a ser selecionado. O cruzamento dos dois indivíduos pais, ocorre toda vez que um número aleatório, com distribuição uniforme, selecionado entre o intervalo 0 e 1, for menor que a taxa de cruzamento, caso contrário, o primeiro indivíduo pai é incorporado a nova população.
- O segundo indivíduo pai é selecionado pelo método de torneio, onde são escolhidos uma certa quantidade de indivíduos para disputarem o torneio. O indivíduo melhor avaliado será o vencedor do torneio e conseqüentemente o segundo pai.

Uma vez feita a escolha dos pais, o AG vai para a próxima etapa, que consiste em aplicar os operadores genéticos.

3.1.6 – Operadores genéticos

Nessa etapa, foram aplicados dois operadores, o de cruzamento uniforme descrito na seção 2.4.6.1 e o de mutação descrita na seção 2.4.6.2.

3.1.6.1 – Cruzamento uniforme

Antes de realizar o cruzamento, é definido no AG uma taxa de cruzamento, essa taxa serve para saber a probabilidade da realização do cruzamento para o novo indivíduo. Caso haja o cruzamento, o mesmo funciona da seguinte forma, para cada gene do novo indivíduo, é sorteado um número entre o intervalo de 0 e 1. Se o número sorteado for maior que 0.5, o novo indivíduo recebe o gene do primeiro pai, e se o número sorteado

for menor ou igual a 0.5, novo o indivíduo recebe o gene do segundo pai, caso não haja o cruzamento, o novo indivíduo será o primeiro pai.

3.1.6.2 – Mutação

Assim como no cruzamento, na mutação é definida uma taxa, a mesma vai definir a probabilidade de uma mutação ocorrer em cada gene dos indivíduos da população.

A nova população tem seus indivíduos percorridos, onde, em cada iteração, um outro indivíduo é escolhido aleatoriamente. E cada indivíduo, exceto o indivíduo escolhido aleatoriamente, tem seus genes percorridos, no qual é sorteado um número aleatoriamente no intervalo entre 0 e 1 para cada gene de um indivíduo, se esse valor for menor que a taxa de mutação, então esse gene receberá o valor do gene do indivíduo escolhido aleatoriamente, ambos na mesma posição, isso fará com o que ocorra uma mutação no indivíduo.

3.1.7 – Critério de parada

O término de execução do AG é definida de duas maneiras, a primeira maneira, é quando a função de avaliação de algum indivíduo alcança o valor de um (1). A segunda maneira é definir um número máximo de gerações, independentemente do valor de avaliação dos indivíduos. Neste caso, é definido de forma empírica o máximo de mil gerações.

3.1.8 – Tecnologias empregadas

O algoritmo proposto foi implementado em Java e executado em um processador Intel Core i3 @ 2.2 GHz com 4MB de memória cache, utilizando o sistema operacional Debian 9.

CAPÍTULO 4

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Este capítulo apresenta os resultados dos experimentos realizados com o algoritmo genético apresentado na seção 3.1, onde na primeira seção é feita a definição dos parâmetros utilizados pelos algoritmos e na segunda e terceira seção são realizados os experimentos com os dados reais. Em cada seção são feitas discussões entre os pontos relevantes.

4.1 – DEFINIÇÃO DOS PARÂMETROS

Com intuito de evidenciar a funcionalidade do AG implementado, o mesmo foi submetido a consecutivos testes e ajustes nos parâmetros de inicialização, tais parâmetros são: tamanho da população, taxa de mutação, taxa de cruzamento, elitismo e torneio.

Devido a população inicial ser gerada aleatoriamente em cada execução do algoritmo, o número de gerações e tempo de execução alcançado dificilmente são os mesmos, então fica definido que para cada valor do parâmetro ajustado, o algoritmo é executado 10 vezes e com isso é calculada a média aritmética dos números obtidos dessas duas variáveis. Essa média será comparada com as outras médias dos outros parâmetros testados para a realização das análises e possíveis discussões.

O critério de parada, adotado para cada execução do algoritmo foi à obtenção da função de avaliação igual a 1 ou até 1000 gerações, o que ocorrer primeiro.

Segundo YANG (2014), uma ponderação importante a respeito dos AG, está relacionada a adequação dos parâmetros de inicialização. Esta é uma tarefa extremamente importante, pois uma configuração equivocada de tais parâmetros pode provocar um efeito indesejável no processo de busca, gerando resultados de baixa qualidade ou um ganho de custo computacional sem resultar em uma melhora significativa na qualidade da população de cromossomos.

Para realizar essa parametrização, será utilizado um pequeno conjunto de dados. Entre os cinco cursos do IBEF, o curso de zootecnia foi o escolhido aleatoriamente, para

este curso, apenas 2 salas e 18 professores estão disponíveis, sendo que o mesmo possui 3 turmas e um total de 26 disciplinas ofertas para o semestre atual.

4.1.1 – Tamanho da população

Este parâmetro define quantos indivíduos a população terá em uma geração. Segundo OBITKO (1998), se houver poucos indivíduos, o AG terá poucas possibilidades de realizar cruzamentos e somente uma parte pequena do espaço de soluções será explorada. Por outro lado, se houver muitos indivíduos, os AG tornar-se-ão lentos.

Na literatura disponível não especifica um número ideal, em geral, a maioria dos trabalhos publicados utiliza 100 indivíduos, mas isto dependerá do tipo de problema, da experiência e heurística utilizada pelo usuário e da realização de testes (LACERDA, CARVALHO, LUDERMIR e 1999, ARGOUD, 2007, LINDEN, 2008).

Então para este problema, os tamanhos das populações observadas foram com 100, 200, 300, 400 e 500 indivíduos, cada uma delas utilizaram os parâmetros da Tabela 4.1.

Tabela 4.1 – Parâmetros de inicialização do AG.

Taxa de mutação	0.1
Taxa de cruzamento	0.9
Elitismo	40 indivíduos
Torneio	5 indivíduos

Pode-se observar na Figura 4.1, que quanto maior é a população, menor será o número de gerações necessárias para alcançar uma solução ideal, isso se deve ao fato de que, uma população maior, aumenta a diversidade de indivíduos e faz com que o processo de conversão seja mais rápido, em relação ao número de gerações.

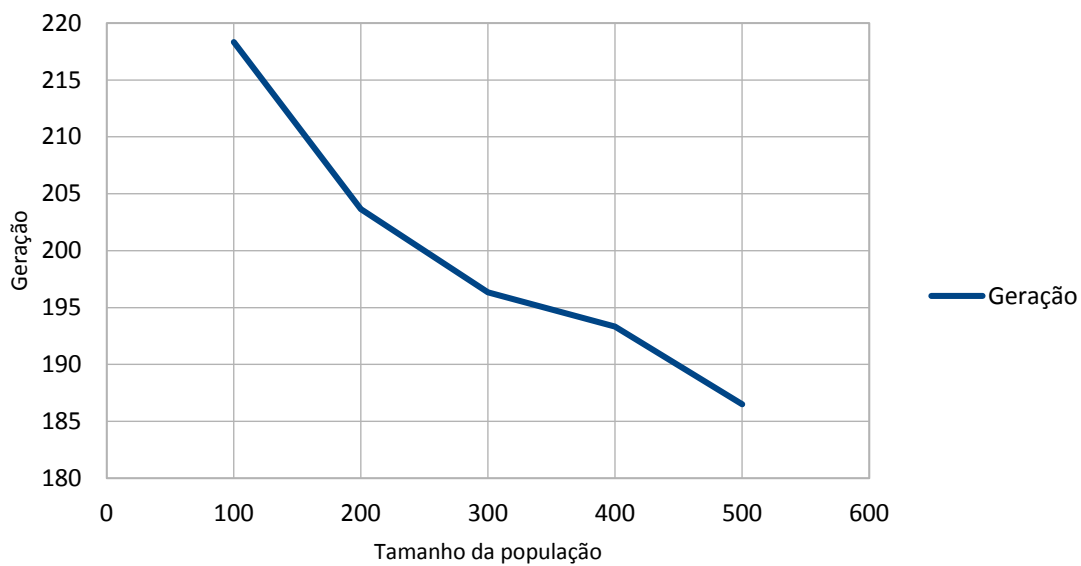


Figura 4.1 – Gráfico da geração versus o tamanho da população.

Já na Figura 4.2, pode-se observar, que quanto maior é a população, maior é o tempo de execução, ou seja, quanto maior for o espaço de busca, maior será o custo computacional.

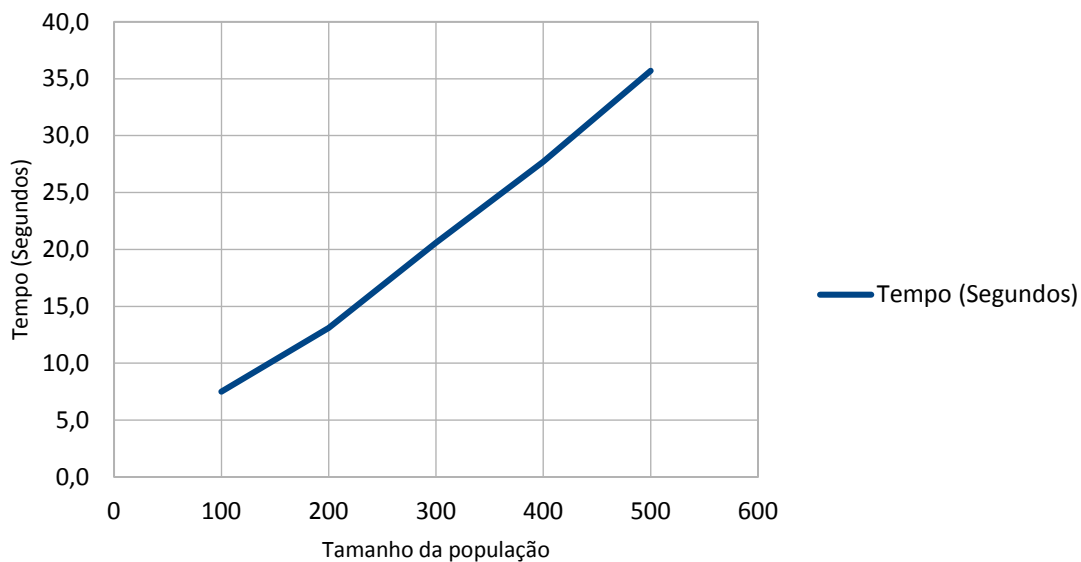


Figura 4.2 – Gráfico de tempo versus o tamanho da população.

Segundo FERRÃO (2003), quanto maior é a quantidade de indivíduos melhor é o desempenho do AG, porém maior é o tempo computacional exigido pelo algoritmo. Por

outro lado, um número pequeno de indivíduos pode comprometer a busca, pois os indivíduos podem ficar presos em um espaço de busca pequeno.

Portanto, para manter a eficiência e a eficácia do AG, é preciso manter o equilíbrio entre tamanho da população e o tempo de execução do algoritmo, o valor parametrizado para o tamanho da população será de 300 indivíduos para os próximos experimentos, por apresentar um número satisfatório de gerações e constituir um espaço amostral suficiente para obtenção da solução, além de apresentar um tempo de execução aceitável.

4.1.2 – Taxa de mutação

Este parâmetro define com qual frequência um indivíduo sofrerá mutação. A mutação assegura que a probabilidade de se chegar a qualquer ponto do espaço de busca possivelmente nunca será zero, além de contornar o problema de mínimos locais (TELES e GOMES, 2010, KOZA, 1998), e previne a perda permanente de um gene à medida que as gerações vão ocorrendo.

Os parâmetros testados para taxa de mutação são: 0.05, 0.1, 0.2, 0.3 e 0.4. Mantendo os outros valores dos parâmetros contido na tabela 4.1 e utilizando o tamanho da população igual a 300.

Com isso, pode-se observar na Figura 4.3 que, quanto mais alta é a taxa de mutação, o espaço de busca torna-se muito aleatório, por haver muita alteração genética em seus indivíduos, fazendo com que seja necessário um número maior de gerações para alcançar uma solução ideal.

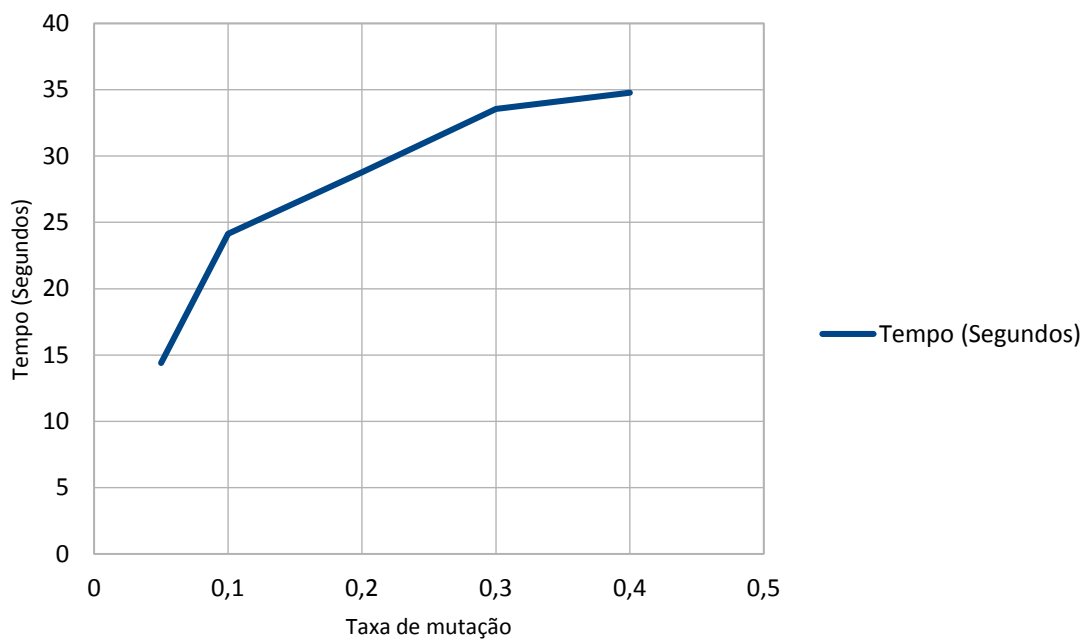


Figura 4.3 – Gráfico da geração versus a taxa de mutação.

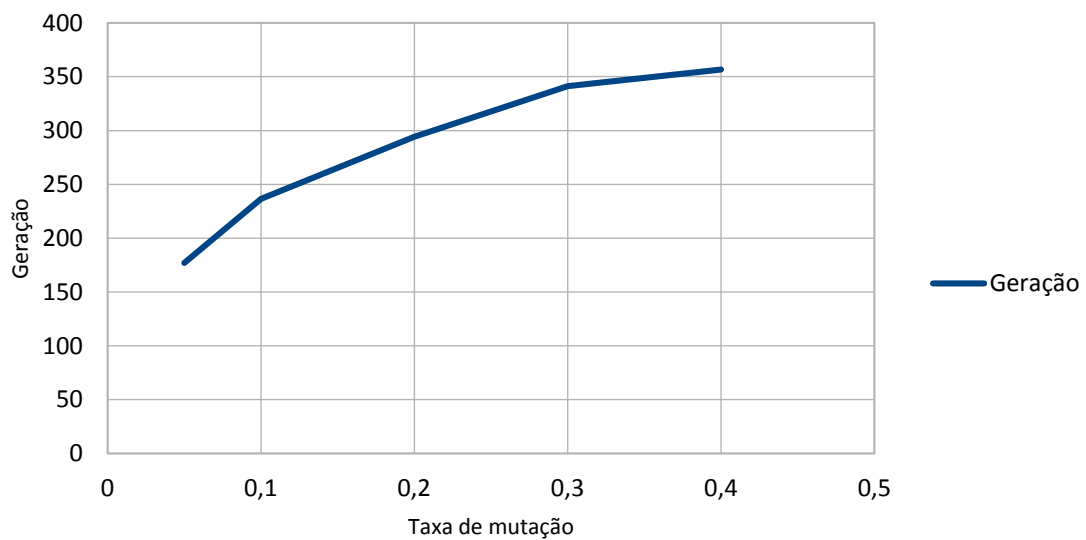


Figura 4.4 – Gráfico de tempo versus a taxa de mutação.

Na Figura 4.4, observa-se que o tempo de execução aumenta em conformidade ao aumento da taxa de mutação, pois, uma taxa alta faz com que a busca por uma solução se torne essencialmente aleatória.

Segundo ROSA E LUZ (2009) a mutação mostra-se importante uma vez que possibilita à população atual obter propriedades genéticas que não existiam ou eram

encontradas em baixa porcentagem. Deste modo, a execução do operador de mutação mostra-se indispensável, visto que este permite a introdução e manutenção da diversidade genética da população.

O operador de mutação é importante para manutenção da diversidade genética da população de cromossomos, exercendo a função de explorar novas regiões dentro do espaço de busca e prevenindo contra convergência prematura. Porém, uma taxa de mutação elevada torna a busca demasiadamente aleatória (SILVA, 2011).

Segundo BORGES (2003), quando a taxa de mutação é muito alta, o processo de busca pode tornar-se essencialmente aleatório o que dificulta e retarda a produção da solução ótima.

Uma baixa taxa de mutação, causa uma convergência prematura, fazendo com que o AG fique preso a um local de busca. Então, é preciso aplicar uma taxa que cause diversidade na população sem trazer muita aleatoriedade no espaço de busca. Portanto, para os demais testes a taxa de mutação utilizada será 0.1.

4.2.3 – Taxa de cruzamento

Segundo NOGUEIRA (2017), o cruzamento é o processo que recombina indivíduos previamente selecionados com o objetivo de gerar descendentes mais aptos no contexto do problema considerado. Tal processo é fundamental na diversificação da população e na manutenção das características dos melhores indivíduos.

Segundo OBITKO (1998), a taxa de cruzamento deve em geral ser alta, cerca de 80%-95%. Entretanto, alguns resultados mostram que para alguns tipos de problemas, uma taxa de cruzamento de cerca de 60% é o melhor.

Para os testes nessa etapa, será utilizado o tamanho da população igual a 300, a taxa de mutação igual 0.1 e os outros valores continuaram sendo o da Tabela 4.1, na qual as taxas de cruzamento utilizadas são: 0.6, 0.7, 0.8, 0.9 e 1.0.

Pode-se observar na Figura 4.5 que, quanto maior é a taxa de cruzamento, menor é o número de gerações necessárias para alcançar a solução ideal.

Segundo SILVA (2011), quanto maior a probabilidade de cruzamento, mais intensificado o processo de construções de novas soluções se torna. Em contrapartida, uma taxa de cruzamento muito elevada pode ser nociva a cromossomos de alto grau de

aptidão, ao passo que a operação de seleção não consegue mantê-los em mesmo nível de intensidade.

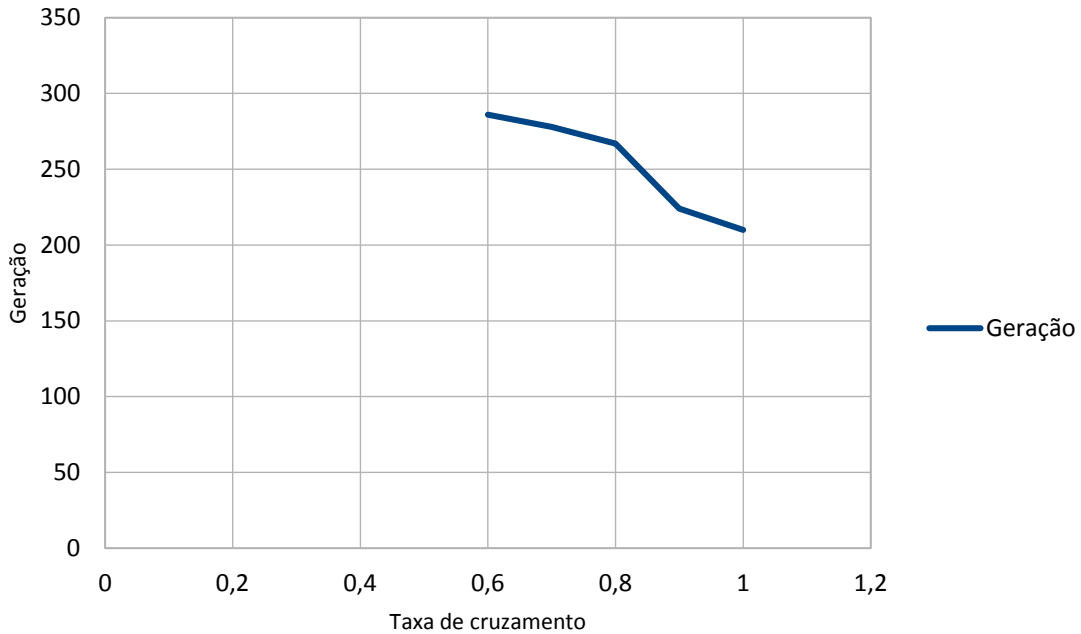


Figura 4.5 – Gráfico da geração versus a taxa de cruzamento.

Na Figura 4.6, observa-se que, quanto maior é taxa de cruzamento, menor é o tempo de execução do algoritmo. Isso se torna um fato interessante, pois, quanto maior é a taxa de cruzamento, maior é o número de indivíduos que precisam realizar o cruzamento, dessa forma, o tempo total de processamento do cruzamento aumenta. Porém, o tempo de execução do algoritmo diminui, isso se deve ao fato de o número de gerações necessárias para alcançar a solução ideal é menor em relação a uma taxa de cruzamento menor.

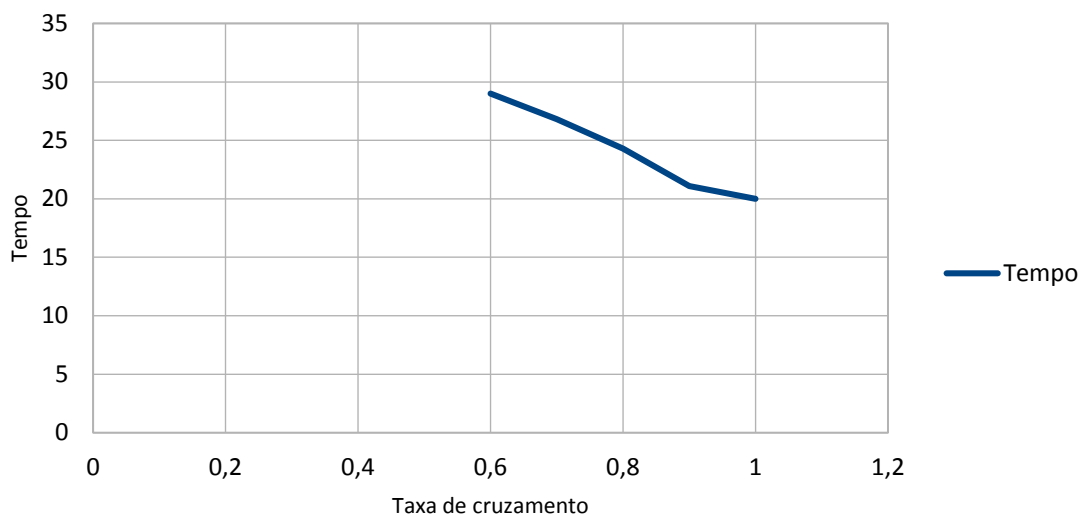


Figura 4.6 – Gráfico do tempo versus a taxa de cruzamento.

Então, opta-se por utilizar para os testes seguintes uma taxa de cruzamento de 1.0. Fazendo com que todos indivíduos tenham que realizar o cruzamento. Exceto, os indivíduos considerados elitistas.

4.2.4 – Elitismo

Segundo SAMPAIO (2018), esse operador seleciona os melhores indivíduos de sua geração, escolhidos de acordo com os valores da função avaliação, e os leva para a geração seguinte.

Mantendo os parâmetros já mencionados nas seções anteriores e utilizando no elitismo, para os devidos testes, os seguintes valores: 10, 20, 30, 40 e 50. Esses valores foram escolhidos de forma empírica e representam a quantidade de indivíduos preservados para a próxima geração.

É possível observar na Figura 4.7, que quanto maior é o número de indivíduos preservados, maior é o número de gerações, ou seja, quanto mais indivíduos o AG preserva, mais gerações são necessárias para o algoritmo alcançar a solução ideal, pois há uma perda na variabilidade dos indivíduos na população.

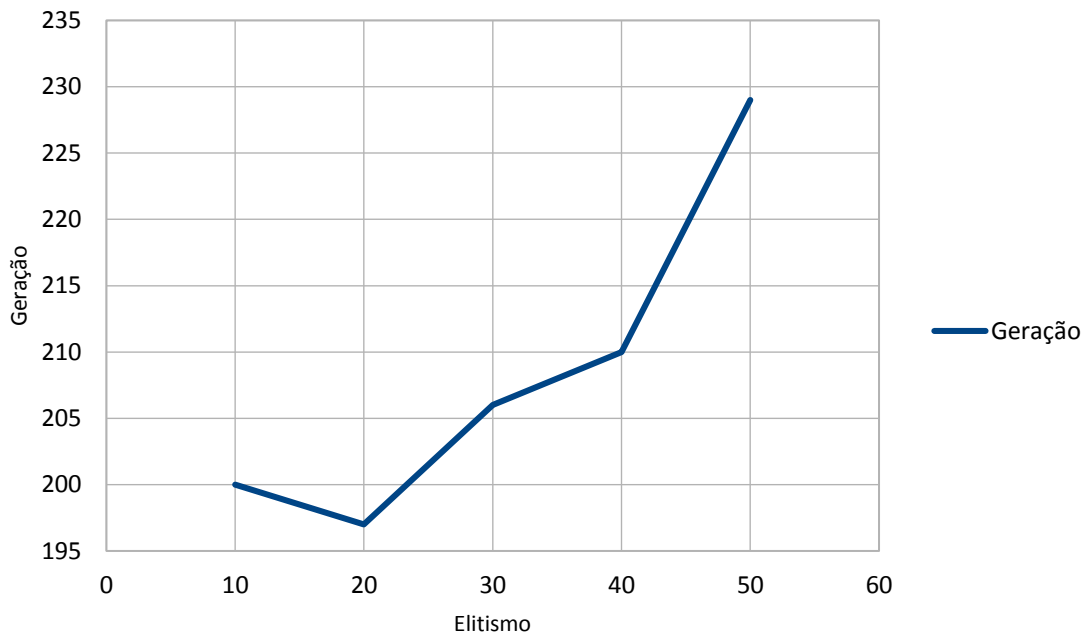


Figura 4.7 – Gráfico da geração versus elitismo.

Na Figura 4.8, observa-se o tempo aumentar conforme o número maior de indivíduos é preservado. Se, aumenta o número de indivíduos preservados, diminui o número de indivíduos que precisam realizar o cruzamento, portanto, o tempo deveria diminuir. Mas isso não acontece, pois, para encontrar uma solução ideal é necessário um número maior de gerações, o que causa esse aumento no tempo.

Segundo o SESTARI (2017), se o número de elitismo for alto, os novos indivíduos gerados têm uma maior probabilidade de serem filhos dos mesmos genitores, o que causa a falta de diversidade na população. Essa situação também é evidenciada quando falta poucos pontos de avaliação para algum indivíduo ter a avaliação ideal, no qual os demais indivíduos da população geralmente possuem a mesma avaliação devido à falta de diversidade na população.

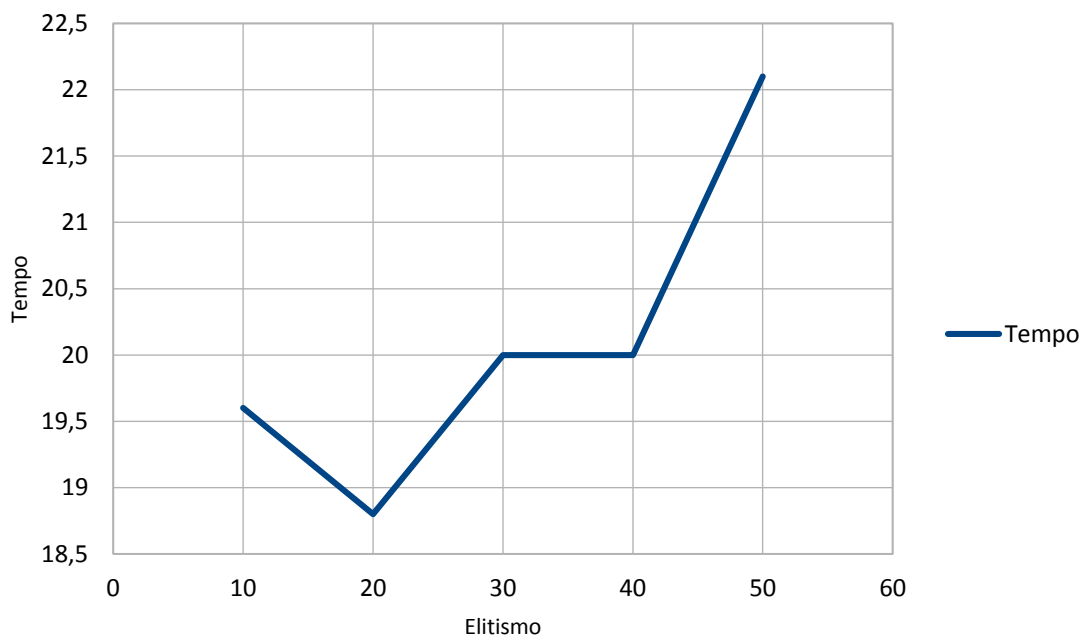


Figura 4.8 – Gráfico de tempo versus elitismo.

Com intuito de manter o algoritmo com o melhor desempenho, o elitismo adotado para os próximos testes será igual a 30.

4.2.5 – Torneio

Segundo COLHERINHAS (2016), o torneio é um método onde uma parcela de indivíduos da população é escolhida de forma aleatória. Esta parcela compete entre si, baseadas em suas aptidões. Aquele que possui a melhor nota é selecionado. Um parâmetro do tamanho de torneio, define a quantidade de indivíduos selecionados para a competição.

No parâmetro para o torneio, os valores testados foram: 5, 10, 20, 30, 40 e 50. Na Figura 4.9 e na Figura 4.10, é possível observar que o valor ideal para o parâmetro é 30, pois o número de gerações e o tempo de execução necessários para o algoritmo alcançar o resultado é o menor possível entre os outros valores.

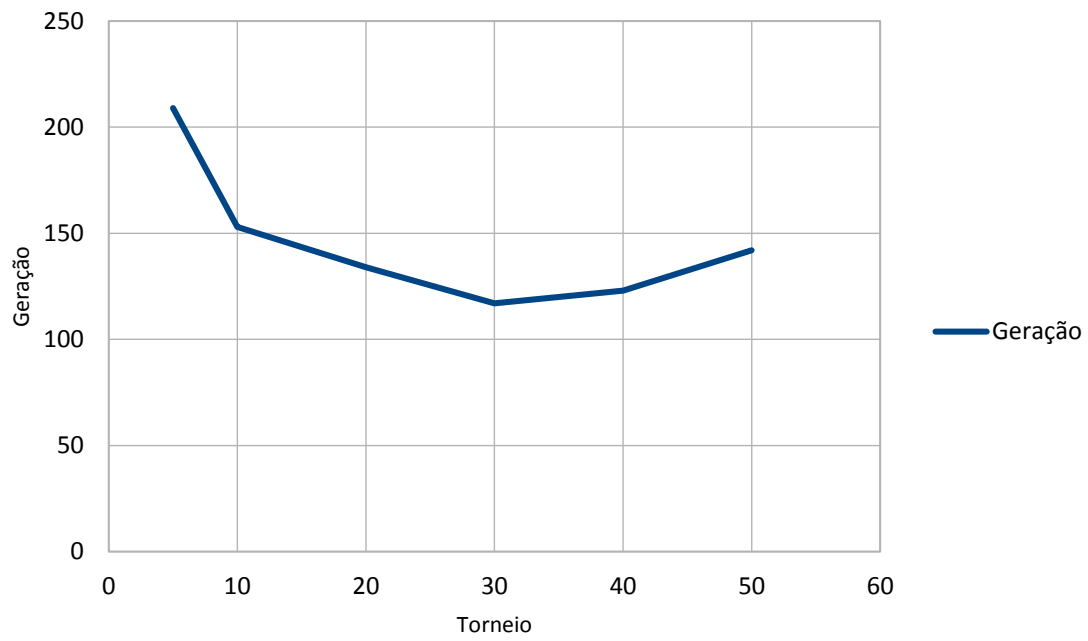


Figura 4.9 – Gráfico da geração versus torneio.

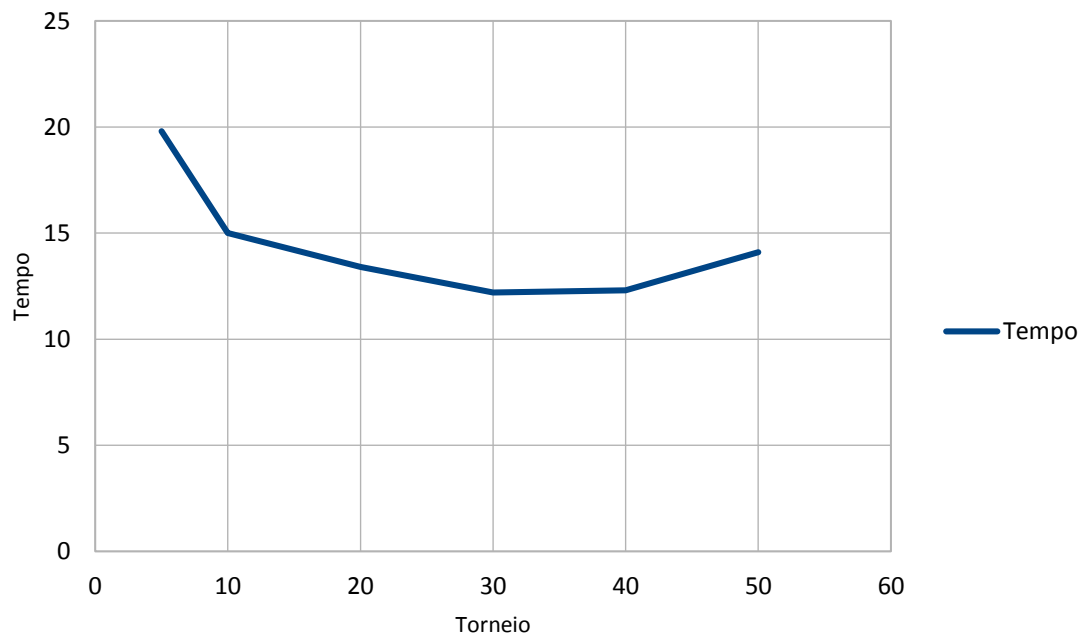


Figura 4.10 – Gráfico de tempo versus torneio.

4.2 – TESTE COM TODOS OS DADOS

Agora que os parâmetros foram definidos, é necessário verificar como o AG se comporta com um número grande de dados, os parâmetros definidos são:

- Tamanho da população igual a 300;
- Taxa de mutação igual a 0.1;
- Taxa de cruzamento igual a 1;
- Número de indivíduos elitista igual a 30;
- Número de indivíduos selecionados para participarem do torneio é igual a 30.

Na Figura 4.11, mostra o resultado do AG após 1000 gerações, no qual é possível observar que o algoritmo não alcança o resultado desejado e que a partir da geração 642 acontece a estagnação na evolução da avaliação, pois, nessa geração não há diversidade de indivíduos.

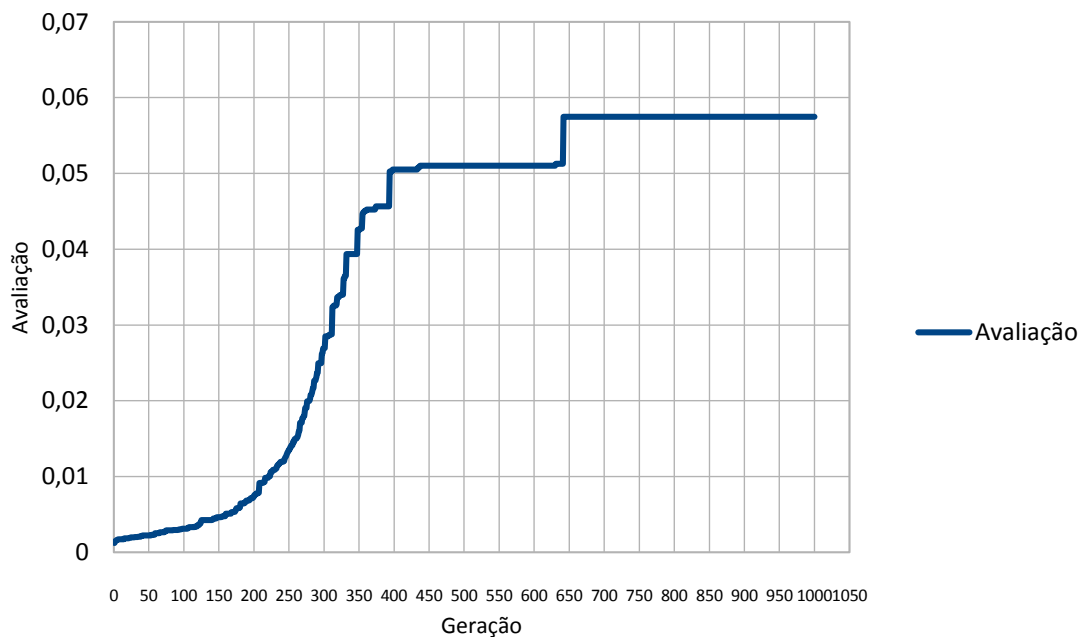


Figura 4.11 – Gráfico de avaliação versus geração.

Observa-se também que, os parâmetros definidos não são suficientes para alcançar o resultado desejado quando a instância possui muitos dados. Para que fosse possível validar essa informação, os parâmetros do tamanho da população e da taxa mutação foram alterados trazendo uma maior diversidade nas populações geradas. A Tabela 4.2

apresenta essas informações, onde é possível observar uma melhora na avaliação dos indivíduos com o aumento do tamanho da população e da taxa de mutação, mas por outro lado, o tempo de execução aumenta, o que torna esse algoritmo muito custoso computacionalmente, sendo muito insuficiente.

Tabela 4.2 – Parâmetros do tamanho da população e da taxa de mutação com suas respectivas avaliações e duração de tempo.

Tamanho da população	Taxa de mutação	Avaliação	Tempo (Segundos)
300	0,1	0,057	508,6
300	0,2	0,087	477,9
400	0,2	0,097	649,2
400	0,3	0,105	658,7
500	0,3	0,108	811,3
500	0,4	0,185	832,9

Para alcançar o objetivo deste trabalho, é preciso que o algoritmo seja capaz de retornar uma boa solução em um tempo aceitável computacionalmente. Para garantir isso, a instância de dados será dividida em instâncias menores, ou seja, cada curso agora será uma instância e serão utilizados os parâmetros definidos anteriormente na seção 1.2.

4.4 – TESTE COM INSTÂNCIAS DIVIDIDAS

Com intuito de dividir para conquistar, a instância de dados será dividida em 5 instâncias menores, o mesmo número de cursos do instituto, porém essa divisão ocorrerá no momento da execução do algoritmo. Todas as instâncias são submetidas ao AG, uma por vez e a cada resultado retornado, professores e salas de aulas utilizados recebem uma nova atribuição de horários livres. Isso garante que nenhum resultado vai sobrepor o outro, já que os horários atribuídos as novas turmas são os horários livres dos professores e salas de aula.

A Tabela 4.3 mostra os resultados obtidos, com a divisão das instâncias, em cinco execuções do algoritmo. Em todas as execuções o número de gerações ficou entre 600 e

800 e o tempo entre 70 e 85 segundos o que é considerado um resultado aceitável, assim alcançando um dos objetivos do trabalho.

Tabela 4.3 – Número de gerações e quantidade de tempo em cada execução do AG.

Execução	Geração	Tempo (Segundos)
1	655	75,18
2	629	71,19
3	763	80,70
4	692	76,86
5	611	74,70

Esse resultado representa um ganho significativo no tempo levado na construção da alocação de horários que era de mais ou menos duas semanas, segundo o IBEF. A grade de horários gerada pelo AG pode ser vista no Apêndice A.

CAPÍTULO 5

CONCLUSÕES E SUGESTÕES

Este capítulo apresentará as conclusões obtidas ao término do trabalho, assim como indicações de trabalhos futuros que podem ser realizados a partir deste.

5.1 – CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou o problema de alocação de horários educacionais, tendo como estudo de caso, o Instituto de Biodiversidade e Florestas da UFOPA, no qual, o mesmo se enquadrou no problema de horários de cursos baseados em currículos.

Inicialmente, apresentou-se uma revisão da literatura com relação ao tema, descrevendo suas principais características, salientando sua classificação, expondo sua complexidade e exibindo algumas técnicas encontradas para a resolução do problema.

Em seguida, apresentou-se a meta-heurística conhecida como algoritmo genético, na qual, descreve-se informações sobre: seu esquema, suas formas de representação cromossomial, sua população inicial, sua função de avaliação, seus métodos de seleção, seus operadores genéticos e seus critérios de parada.

Posteriormente, definiu o problema do estudo de caso descrevendo seus intervalos de tempos, seus recursos (físicos e humanos), seus encontros (associações dos recursos aos intervalos de tempos) e suas restrições (fortes e fracas), além de associá-lo ao algoritmo genético definindo sua representação cromossomial, sua função de avaliação, sua população inicial, seus métodos de seleção, seus tipos de operações genéticas e seus critérios de parada.

Para alcançar os objetivos, o algoritmo genético é sujeito a vários experimentos em busca de sua parametrização ideal, utilizando uma parte dos dados do problema.

Na definição dos valores dos parâmetros, ficou evidenciado que:

- Quanto maior é o tamanho da população, maior é o custo computacional devido ao aumento no espaço de busca;

- Quanto maior é a taxa de mutação, o espaço de busca torna-se muito aleatório, fazendo com que a busca por uma solução se torne aleatória, demandando um custo computacional maior;
- Quanto maior é a taxa de cruzamento, menor é o custo computacional, pois o algoritmo tende a encontrar uma solução mais rápido;
- Quanto maior é o número de indivíduos preservados no elitismo, maior é o número de gerações necessárias para alcançar uma solução, fazendo o custo computacional aumentar e;
- Em relação ao número de indivíduos selecionados para o torneio, não se teve grande relevância em relação ao custo computacional.

Em seguida, com sua parametrização já definida, o algoritmo é submetido ao conjunto total de dados e ele se mostrou incapaz de resolver o problema em até 1000 gerações. Na tentativa de superar essa questão, os parâmetros do algoritmo foram modificados para ocasionar uma maior diversidade na população, mesmo havendo uma melhora na avaliação da população, o resultado obtido não foi satisfatório.

Então, procurou-se dividir os dados em pequenas instâncias em tempo de execução do algoritmo, sem infringir nenhuma restrição forte, tal divisão se mostrou adequada, assim, validando a meta-heurística com uma solução eficiente e eficaz para o problema do estudo de caso. Vale ressaltar que, este autor, não encontrou na literatura nenhum trabalho que tenha realizado tal divisão dos dados.

Evidenciou-se que através de uma representação cromossomial adequada e com a realização de operações genéticas, foi possível superar as restrições impostas pelo problema em um tempo computacional aceitável, trazendo algumas vantagens com a automatização do processo de resolução do problema em relação ao processo manual, tais como:

- Redução no tempo de desenvolvimento da alocação de horário: com isso, o IBEF irá ganhar um tempo maior para utilizar em outras demandas ou reduzirá a sobrecarga de trabalho de alguns de seus colaboradores;
- Uma melhor realocação e utilização dos recursos físicos e humanos: com isso, o IBEF irá ganhar uma melhor utilização dos seus recursos físicos e uma melhor satisfação dos seus recursos humanos.

Diante do exposto, pode-se dizer que este trabalho contribuiu tanto em cunho teórico, por meio do estudo do problema, e da proposta do método de resolução, quanto em cunho prático, pela resolução do problema com dados reais, assim alcançando todos os objetivos definidos neste trabalho.

5.2 – SUGESTÕES

Como sugestão para trabalhos futuros recomendasse estudar diferentes técnicas de ajuste de parâmetros automaticamente, o ideal é que esses ajustes ocorram enquanto o algoritmo está em execução, resultando nos melhores parâmetros sendo usados em qualquer momento específico durante a execução.

Outra sugestão, é implementar outro método heurístico em conjunto com AG, permitindo a combinação dos melhores aspectos das duas abordagens, fornecendo assim maior controle sobre a estratégia de busca, com o intuito de obter uma melhora significativa no seu desempenho. É possível também que sejam desenvolvidas propostas que combinem métodos exatos com métodos heurísticos.

Sugere-se também, que seja comparado o método proposto neste trabalho com outros métodos propostos na comunidade científica com o intuito de observar o tempo de execução de cada método e as taxas de soluções factíveis encontradas utilizando-se os mesmos dados desse estudo de caso.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALCKMIN, D. P. DE F. **Algoritmo Genético Híbrido para resolver o problema de agrupamento de dados.** 2009. 94f. Dissertação (Mestrado em Informática) – Universidade Federal do Espírito Santo. Vitória, 2009.

ALVES, S. H. A. **Análise de Novas Abordagens para Mineração de Regras de Classificação Utilizando Algoritmos Genéticos.** 2020. 136f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – Universidade Federal de Uberlândia. Uberlândia, 2020.

ANDERSON, H. **School Timetabling in Theory and Practice A comparative study of Simulated Annealing and Tabu Search.** 2015. 31f. Independent thesis Basic level - Umeå University. Umeå, 2015.

ANDRADE, P. R. DE L. **Otimização na Geração de Grade Horária Escolar Através de um Modelo Matemático e das Meta-Heurísticas Busca Local e Iterated Local Search.** 2014. 222f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal do Paraná. Curitiba, 2014.

ANDRADE, P. R. L., STEINER, M. T. A., & GÓES, A. R. T. Optimization in timetabling in schools using a mathematical model, local search and Iterated Local Search procedures. **Gestão & Produção**, v. 26, n. 4, 2019.

ARGOUD, A. R. T. T. **Procedimento para projeto de arranjo físico modular em manufatura através de algoritmo genético de agrupamento.** 2007. 328f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) - Universidade de São Paulo. São Carlos, 2007.

BARATA, B. M. P. et al. Problema de Alocação de Horários: um Estudo de Caso Utilizando o Software Livre FET. **Revista Eletrônica TECCEN**, v. 3, n. 2, pp. 13– 22, 2010.

BONUTTI, A., CESCO, F. D., GASPERO, L. D., SCHAERF, A. Benchmarking curriculum-based course timetabling: formulations, data formats, instances, validation, visualization, and results. **Annals of Operations Research, Springer**, v. 194, n. 1, p. 59– 70, 2012.

BORGES, S. K. **Resolução de Timetabling Utilizando Algoritmos Genéticos e Evolução Cooperativa.** 2003. 114f. Dissertação (Mestrado em Informática) – Universidade Federal do Paraná. Curitiba, 2003.

BRAZ JÚNIOR, O. O. **Otimização de horários em instituições de ensino superior através de algoritmos genéticos.** 2000. 144f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis, 2000.

BUCCO, G. B., BORNIA-POULSEN, C. J., BANDEIRA, D. L. Desenvolvimento de um modelo de programação linear para o Problema da Construção de Grades Horárias em Universidades. **Gestão & Produção**, v. 24, n. 1, p. 40-49, 2017.

BURKE, E., WERRA, D., & KINGSTON, J. “Applications to timetabling”. In J. L. Gross & J. Yellen. Graph Theory, **Handbook of Graph Theory**, chapter. 5, pp. 445-474, Boca Raton: CRC Press, 2003.

CARVALHO, R. **Abordagem heurística para o problema de programação de cursos.** 2011. 119f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Minas Gerais. Belo Horizonte, 2011.

CASTRO, R. **Otimização de Estruturas com Multiobjetivos Via Algoritmos Genéticos de Pareto.** 2001. 224 f. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) - Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro, 2001.

CISCON, L. A. et al. O Problema de Geração de Horários: Um Foco na Eliminação de Janelas e Aulas Isoladas. **XXXVII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional.** Gramado, Rio Grande do Sul. Setembro, 2005.

CHONG-KEAT, T., WIBOWO, A., NGADIMAN, S. A Rectification Strategy in Genetic Algorithms for Academic Timetabling Problem. **Jurnal Teknologi Full paper.** v.74, n. 1, pp. 153–157, 2015.

COLIN, E. C. **Pesquisa Operacional: 170 Aplicações em Estratégia, Finanças, Logística, Produção, Marketing e Vendas.** 1 ed. Rio De Janeiro. LTC – Livros Técnicos e Científicos Editora Ltda., 2007.

COLHERINHAS, G. B. **Ferramenta de otimização via algoritmos genéticos com aplicações em engenharia.** 2016. 103f. Dissertação (Mestrado em Ciências Mecânicas) – Universidade de Brasília. Brasília, 2016.

COLORNI, A. Metaheuristics for High School Timetabling. **Computational Optimization and Applications.** v. 9, n.3 pp. 275–298, 1998.

COOPER, T. B., KINGSTON, J. H. **The complexity of timetable construction problems.** In Burke and Ross, Springer-Verlag, pp. 283–295, 1995.

COSTA JUNIOR, D. J, SILVA, N.A.A. Algoritmo genético aplicado ao problema de roteamento de veículos. Revista Tecnológica e Científica Design&Tecnologia. v.2, n.2, pp. 88-109, 2015.

COX, E. **Fuzzy Modeling and Genetic Algorithms for Data Mining and Exploration.** 1. ed. Elsevier/Morgan Kaufmann, 2005.

DANTAS, L. H. A. **Uma abordagem metaheurística para o problema de alocação de horário escolar no IFRN.** 2018. 78f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Software) - Universidade Federal do Rio Grande do Norte. Natal, 2018.

FANG, H. **Genetic Algorithms in Timetabling and Scheduling.** 1994. 243f. (Ph.D. thesis). Department of Artificial Intelligence, University of Edinburg, Edinburg, 1994.

FEO, T. A., RESENDE, M. G. C. Greedy Randomized Adaptive Search Procedures. **Journal of Global Optimization.** v. 6, n. 2, pp. 109–133, 1995.

FERRÃO, M. F. Técnica não destrutiva de análise de tanino em café empregando espectroscopia no infravermelho e algoritmo genético. **Tecno-lóg.** v. 7, n. 2, pp. 9-26, 2003.

FONSECA, G. H. G., SANTOS, H. G. Variable Neighborhood Search based algorithms for high school timetabling. **Computers & Operations Research.** v. 52, n. B, pp. 203–208, 2014.

FONSECA, G. et al. Técnicas de Busca Local para o Problema da Programação de Horários Escolares. XLIV - **Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional.** Rio de Janeiro, Rio de Janeiro. Setembro, 2012.

FONSECA, G. H. et al. Integer programming techniques for educational timetabling. **European Journal of Operational Research,** v. 262, n. 1, p. 28–39, 2017.

GASPERO, L. D., MCCOLLUM, B., SCHAERF, A. The second international timetabling competition (itc-2007): Curriculum-based course timetabling (track 3). In:

Proceedings of the 14th RCRA workshop on Experimental Evaluation of Algorithms for Solving Problems with Combinatorial Explosion, Roma, Itália. [S.l.: s.n.], 2007.

GAREY, M., JOHNSON, D. **Computers and intractability: a guide to the theory of NP-completeness**. New York: W.H. Freeman and Company, 1999. 338 p.

GEN, M., CHENG, R. **Genetic Algorithms and Engineering Optimization**. 1. ed., John Wiley & Sons, Inc., 2000.

GÓES, A. R. T. **Otimização na Distribuição da Carga Horária de Professores - Método Exato, Método Heurístico, Método Misto e Interface**. 2005. 145f. Dissertação (Mestrado em Métodos Numéricos em Engenharia) - Universidade Federal do Paraná. Curitiba, 2005.

GOLDBARG, M. C., LUNA, H. P. L. **Otimização combinatória e programação linear: modelos e algoritmos**. 2. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2005.

GOLDBERG, D. E. **Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning**. Reading, MA: Addison-Wesley 1989.

GOTLIEB, C. C. The construction of class-teacher timetables. In: POPPLEWELL, C. M. (Ed.). **Proceedings of the IFIP Congress 62 in Information Processing 1963**. [S.l.: s.n.], 1963. pp. 73–77.

HAMAWAKI, C. D. L. **Geração Automática de Grade Horária Usando Algoritmos Genéticos: O Caso da Faculdade de Engenharia Elétrica da UFU**. 2005. 104f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal de Uberlândia. Uberlândia, 2005.

HOLLAND, J. H. **Adaption in natural and artificial systems**. University of Michigan Press, 1975.

JONASSON, J. **Investigating a Genetic Algorithm-Simulated Annealing Hybrid Applied to University Course Timetabling Problem**. 2016. 37f. Independent thesis Basic level – KTH Computer Science and Communication. 2016.

JUNGINGER, W. Timetabling in germany – a survey. **Interfaces**, v. 16, n. 4, pp. 66–74, 1986.

KAMPKE, E. H. et al. A GRASP algorithm with Path Relinking for the university courses timetabling problem. **Proceeding Series of the Brazilian Society of Applied and Computational Mathematics**. v. 3, n. 2, Vitória/ES, 2015.

KOZA, J. R. **Genetic Programming**. MIT Press, 1992.

KOZA, J. R. (1998). **Genetic Programming on the Programming of Computers by Means of Natural Selection** 6^a ed. Cambridge, Massachusetts, United States: The MIT Press.

LACERDA, E. G. M., CARVALHO, A. C. P. L. F., LUDERMIR, T. B. Um tutorial sobre algoritmos genéticos. **Revista de Informática Teórica e Aplicada**, v. 4, n. 2, p.109-139, 1999.

LARA, B. **Alocação de professores em instituições de ensino superior: Um modelo matemático para o problema para o único campus e para o multicampi**. XXXIX SBPO, Fortaleza. Agosto, 2007.

LEWIS, R., PAECHTER, B., MCCOLLUM, B. **Post enrolment-based course timetabling: A description of the problem model used for track two of the second international timetabling competition**. Cardiff University, 2007.

LINDEN, R. **Algoritmos Genéticos, uma importante ferramenta da inteligência computacional**. 1. ed. Rio de Janeiro: Brasport, 2008.

LINDEN, R. **Algoritmos Genéticos**. 3. ed. Rio de Janeiro: Editora Ciência Moderna Ltda.

LOBO, E. L. M. **Uma solução do problema de horário escolar via Algoritmo Genético paralelo**. 2005. 95f. Dissertação (Mestrado em Modelagem Matemática e Computacional) – Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais. Belo Horizonte, 2005.

MARQUES JÚNIOR, M. F., PEREIRA, D. R., SILVA, F. A. DA. Aplicação de Algoritmos Genéticos na Construção de Grades de Horários. **Colloquium Exactarum**. v.7, n.1 pp. 22–32, 2015.

MARTINS, J. P. **O problema de agendamento semanal de aulas**. 2010. 84f. Dissertação (Mestrado em Computação) – Universidade Federal de Goiás. Goiânia, 2010.

MIKUSKA, M. I. S., ROSA, C. E. G., SCHEER, S., & GÓES, A. R. T. A modelagem de uma restrição do timetable. **Revista Interdisciplinar Da Universidade Federal Do Tocantins**, v. 6 n. 3, pp. 23-29, 2019.

MIRHASSANI, S. A., HABIBI, F. **Solutions Approaches to the Course Timetabling Problem**. Artificial Intelligence Review. Vol. 32, n. 2, pp. 133-149, 2013.

MLADENOVIC, N. A variable neighborhood algorithm – a new metaheuristic for optimization combinatorial. **Computers & Operations Research**, v. 24, n.11, pp. 1097-1100, 1995.

MLADENOVIC, N., HANSEN, P Variable Neighborhood Search: Methods and Recent Applications. In: **Third Metaheuristics International Conference**, Angra dos Reis, Brasil, 1999.

MOURA, A. et al. Técnicas Metaheurísticas Aplicadas à Construção de Grades Horárias Escolares. **XXXVI SBPO - O Impacto da Pesquisa Operacional nas Novas Tendências Multidisciplinares**. São João del-Rei, Minas Gerais. Novembro, 2004.

NETTO, F. S. Aplicação de Algoritmos Genéticos na Elaboração de Horários Escolares: o estudo do caso Inteliway. **EnANPAD**. Rio de Janeiro. Setembro, 2011.

NGUYEN, V. H., LUU, T. C., PHAM, Q. D. Solving the TimeTabling problem at FPT University. **Proceedings of the Sixth International Symposium on Information and Communication Technology**. Hue City, Vietnã. Dezembro, 2015.

NOGUEIRA, H. V. **Algoritmo Genético Compacto com Dominância para Seleção de Variáveis**. 2017. 64f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – Universidade Federal de Goiás. Goiânia, 2017.

ODENIYI, O. A. et al. Development of a Modified Simulated Annealing to School Timetabling Problem. **International Journal of Applied Information Systems**. v. 8, n. 2, pp. 16–24, 2015.

OBITKO, M. Uma introdução aos Algoritmos Genéticos com Java applets, 1998, traduzido para o Português do Brasil por Hermelindo Pinheiro Manoel em 2004. Disponível em <<https://www.obitko.com/tutorials/genetic-algorithms/portuguese/index.php>>. Acesso em: 3 de setembro de 2019, 19h32min.

OLIVEIRA, J. G. DE, VIANNA, D. S., VIANNA, M. DE F. D. Uma Heurística GRASP + VND para o Problema de Programação de Horário. **Sistemas & Gestão**. v. 7, n. 3, pp. 326–335, 2012.

OUDE VRIELINK, R.A., J., E. A., Hans, E.W. *et al.* Practices in timetabling in higher education institutions: a systematic review. **Ann Oper Res** 275, pp. 145–160, 2019.

PEREIRA, R. S. LACRUZ, A. J. Inserção de parâmetros controladores da aleatoriedade no método GRASP aplicado a um problema de programação de horários em escolas. **GEPROS. Gestão da Produção, Operações e Sistemas**, v. 12, n. 3, pp. 265-287, 2017.

PAPPA, G. L. **Seleção de Atributos Utilizando Algoritmos Genéticos Multiobjetivos**. 2002. 85f. Dissertação (Mestrado em Informática Aplicada) - Universidade Católica do Paraná. Curitiba, 2002.

PASSOS, A. R. F., DÍAZ, E. Y. V., TAVERA, M. J. M., MACHADO, M. N., JEQUENESSE, P. M. Uma aplicação de algoritmos genéticos ao problema de timetabling. **ENGEVISTA**, v. 19, n. 4, pp. 862-880, 2017.

PRADO, A. S. **Problema de Alocação de Salas em Cursos Universitários: Um Estudo de Caso**. 2014. 81f. Dissertação (Mestrado em Modelagem Matemática e Computacional) – Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais. Belo Horizonte, 2014.

REIS FILHO, J. H. N. dos; ORIGUELA, L. C. Otimização de quadros horários escolares por meio de uma ferramenta baseada em algoritmos inteligentes. **SISUNIFAFIBE**. v. 1, n. 1, pp. 49-67, 2018.

RIBEIRO FILHO, G. **Melhoramentos do Algoritmo Genético Construtivo e Novas Aplicações em Problemas de Agrupamento**. 2000. 120f. Tese (Doutorado em Computação Aplicada) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. São José dos Campos, 2000.

RIBEIRO FILHO, G., LORENA, L. A. N. A constructive evolutionary approach to school timetabling. **Applications of Evolutionary Computing**, pp. 130–139, 2001.

RIBEIRO FILHO, G. R., LORENA, L. A. N. A Constructive Evolutionary Approach to School Timetabling. In: Boers E.J.W. (eds) **Applications of Evolutionary Computing**. EvoWorkshops 2001. Lecture Notes in Computer Science, vol 2037. Springer, Berlin, Heidelberg, 2001.

RODRIGUES, S. et al. Alocando horários de aulas nos cursos de Bacharelado em Sistemas de Informação e Licenciatura em Computação do Campus Universitário Vale do Teles Pires utilizando FET Timetabling – Um estudo de Caso. **Anais da Escola Regional de Informática da Sociedade Brasileira de Computação**. v.6, pp. 50–55, 2015.

RODRIGUES, F. L. et al. Meta-heurística algoritmo genético para solução de problemas de planejamento florestal com restrições de integridade. **Revista Árvore**. v. 28, n. 2, pp. 233-245, 2004.

ROSA, T. O., LUZ, H. S. Conceitos básicos de algoritmos genéticos: teoria e prática. **Anais do XI encontro de estudantes de informática do Tocantins**, pp. 27–37, 2009.

SAMPAIO A. S. **Avaliação do operador elitismo na detecção de vazamentos em rede de distribuição de água utilizando o método transiente inverso e algoritmo genético**. 146f. Dissertação (Engenharia Civil) – Universidade Federal do Ceará. Fortaleza, 2018.

SAMPAIO A. S., ARAÚJO J. K. Avaliação dos parâmetros de calibração do algoritmo genético na detecção de vazamentos em rede de distribuição de água utilizando o método transiente inverso. **Revista DAE**. v. 67, n. 219. pp. 159-175. 2018.

SANTOS, H. G., SOUZA, M. J. F. Programação de horários em instituições educacionais: Formulações e algoritmos. **XXXIX SBPO**, Fortaleza. Agosto, 2007.

SAVINIEC, L. **Operadores de vizinhança eficientes para algoritmos de busca local aplicados ao problema de horários em escolas**. 2013. 101f. Dissertação (Ciência da Computação) – Universidade Estadual de Maringá. Maringá, 2013.

SAVINIEC, L. Effective local search algorithms for high school. **Applied Soft Computing Journal**. v. 60, pp. 363-373. 2017.

SAVINIEC, L. **Models and algorithms for high school timetabling problems**. 2018. 160f. Tese (Ciências de Computação e Matemática Computacional) - Universidade de São Paulo. São Carlos, 2018.

SCHAERF, A. A survey of automated timetabling. **Artificial Intelligence Review**, v. 13, n. 2, pp. 87–127, 1999.

SEGATTO, E. A. **Um estudo de estruturas de vizinhanças no GRASP aplicado ao problema de tabela-horário para universidades**. 2017. 73f. Dissertação (Mestrado em Informática) – Universidade Federal do Espírito Santos. Vitória, 2017.

SEMAAN, G. S. **Uma heurística para o problema de programação de horários: Um estudo de caso**. XLVIII SBPO, Vitória. Setembro, 2016.

SESTARI, A. A. **AG-TIME: Sistema para geração de plantão de enfermagem em uma unidade de internação baseado em algoritmos genéticos**. 2017. 67f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Ciência da Computação) – Universidade Regional de Blumenau. Blumenau, 2017.

SILVA, S. F. **Seleção de características por meio de algoritmos genéticos para aprimoramento de rankings e de modelos de classificação**. 2011. 142f. Tese (Doutorado em Ciências de Computação) - Universidade de São Paulo. São Carlos, 2011.

SILVA, T. D., SANTOS, S. H.C. Controlando a população inicial de algoritmos genéticos para a otimização de funções. **Revista Brasileira de Iniciação Científica**, v.6, n.2, 2019.

SOUZA, M. J. F., MACULAN, N., OCHI, L. S. A GRASP-TABU Search Algorithm for Solving School Timetabling Problems. **Metaheuristics International Conference**. Porto, Portugal. Julho, 2002.

SPLINDLER, M. **Uma proposta de solução para problemas de horário educacional utilizando busca dispersa e reconexão por caminhos**. 2010. 85f. Dissertação (Mestrado em Computação Aplicada) – Universidade do Vale do Rio dos Sinos. São Leopoldo, 2010.

TEIXEIRA, D. S. L. **Geração Automática de grade horária usando Simulated Annealing**. 2015. 61f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Ciência da Computação) - Universidade Federal do Pampa. Alegrete, 2015.

TEIXEIRA, U. R. **Algoritmos baseados na meta-heurística VNS para resolução do problema de programação de horários escolares.** 2018. 68f. Dissertação (Mestrado em Modelagem Matemática e Computacional) – Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais. Belo Horizonte, 2018.

TELES, M. L., GOMES, H. M. Comparação de algoritmos genéticos e programação quadrática sequencial para otimização de problemas em engenharia. **Teoria e Prática na Engenharia Civil.** n. 15, pp. 29-39, 2010.

THEODORO, G. P., et al. Utilização de algoritmos genéticos para o problema de alocação de salas da Universidade Federal de Uberlândia. In: **XIII Encontro Nacional de Inteligência Artificial e Computacional.** Recife. Outubro, 2016.

VIEIRA, L. E. **Algoritmo Evolutivo para o Problema do Caixeiro Viajante com Demandas Heterogêneas.** Dissertação (Mestrado em Engenharia da Produção) - Universidade Federal de Santa Maria. Santa Maria, 2006.

VIEIRA, F., MACEDO, H. Sistema de alocação de horários de cursos universitários: Um estudo de caso no Departamento de Computação da Universidade Federal de Sergipe. **Scientia Plena,** v. 7, n. 3, 2011.

YAMAZAKI, H. V., PERTOFT, J. Scalability of a Genetic Algorithm that solves a University Course Scheduling Problem Inspired by KTH. 2014.

YANG, X.-S. “Genetic algorithms”. In: (Ed.), **Nature-Inspired Optimization Algorithms.** chapter 5, Oxford: Elsevier, 2014. p. 77 – 87.

APÊNDICE A

GRADE DE HORÁRIOS DO INSTITUTO DE BIODIVERSIDADE E FLORESTAS

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50				ID - 188 Sala - Tapajós - sala 207 DANIELLE WAGNER SILVA ÉTICA E EXERCÍCIO PROFISSIONAL	ID - 188 Sala - Tapajós - sala 207 MARIA LITA PADINHA CORREA ROMANO PROCESSAMENTO DE PRODUTOS DE ORIGEM VEGETAL
08:50 as 09:40				ID - 189 Sala - Tapajós - sala 207 DANIELLE WAGNER SILVA ÉTICA E EXERCÍCIO PROFISSIONAL	ID - 199 Sala - Tapajós - sala 207 MARIA LITA PADINHA CORREA ROMANO PROCESSAMENTO DE PRODUTOS DE ORIGEM VEGETAL
09:40 as 10:30	ID - 179 Sala - Tapajós - sala 207 JOSE AUGUSTO AMORIM SILVA DO SACRAMENTO ADUBOS E ADUBAÇÕES	ID - 195 Sala - Tapajós - sala 207 MARIA LITA PADINHA CORREA ROMANO PROCESSAMENTO DE PRODUTOS DE ORIGEM VEGETAL		ID - 190 Sala - Tapajós - sala 207 DANIELLE WAGNER SILVA ÉTICA E EXERCÍCIO PROFISSIONAL	ID - 200 Sala - Tapajós - sala 207 MARIA LITA PADINHA CORREA ROMANO PROCESSAMENTO DE PRODUTOS DE ORIGEM VEGETAL
10:45 as 11:35	ID - 180 Sala - Tapajós - sala 207 JOSE AUGUSTO AMORIM SILVA DO SACRAMENTO ADUBOS E ADUBAÇÕES	ID - 196 Sala - Tapajós - sala 207 MARIA LITA PADINHA CORREA ROMANO PROCESSAMENTO DE PRODUTOS DE ORIGEM VEGETAL		ID - 193 Sala - Tapajós - sala 207 JOSE AUGUSTO AMORIM SILVA DO SACRAMENTO MANEJO E CONSERVAÇÃO DE SOLOS	ID - 191 Sala - Tapajós - sala 207 JOSE AUGUSTO AMORIM SILVA DO SACRAMENTO MANEJO E CONSERVAÇÃO DE SOLOS
11:35 as 12:25	ID - 181 Sala - Tapajós - sala 207 JOSE AUGUSTO AMORIM SILVA DO SACRAMENTO ADUBOS E ADUBAÇÕES	ID - 197 Sala - Tapajós - sala 207 MARIA LITA PADINHA CORREA ROMANO PROCESSAMENTO DE PRODUTOS DE ORIGEM VEGETAL		ID - 194 Sala - Tapajós - sala 207 JOSE AUGUSTO AMORIM SILVA DO SACRAMENTO MANEJO E CONSERVAÇÃO DE SOLOS	ID - 192 Sala - Tapajós - sala 207 JOSE AUGUSTO AMORIM SILVA DO SACRAMENTO MANEJO E CONSERVAÇÃO DE SOLOS
14:00 as 14:50			ID - 182 Sala - Tapajós - Sala de Desenho ELVISLEY DA SILVA CHAVES COOPERATIVISMO AGRÍCOLA	ID - 201 Sala - Tapajós - sala 207 EMERSON CRISTI DE BARROS SECAGEM E ARMAZENAMENTO DE GRÃOS	
14:50 as 15:40			ID - 183 Sala - Tapajós - Sala de Desenho ELVISLEY DA SILVA CHAVES COOPERATIVISMO AGRÍCOLA	ID - 202 Sala - Tapajós - sala 207 EMERSON CRISTI DE BARROS SECAGEM E ARMAZENAMENTO DE GRÃOS	
15:40 as 16:30			ID - 184 Sala - Tapajós - Sala de Desenho ELVISLEY DA SILVA CHAVES COOPERATIVISMO AGRÍCOLA	ID - 203 Sala - Tapajós - sala 207 EMERSON CRISTI DE BARROS SECAGEM E ARMAZENAMENTO DE GRÃOS	
16:45 as 17:35			ID - 185 Sala - Tapajós - sala 207 ROBINSON SEVERO DIAGNOSE E CONTROLE DAS DOENÇAS DAS HORTALIÇAS	ID - 204 Sala - Tapajós - sala 207 EMERSON CRISTI DE BARROS SECAGEM E ARMAZENAMENTO DE GRÃOS	
17:35 as 18:25			ID - 186 Sala - Tapajós - sala 207 ROBINSON SEVERO DIAGNOSE E CONTROLE DAS DOENÇAS DAS HORTALIÇAS		
18:25 as 19:15			ID - 187 Sala - Tapajós - sala 207 ROBINSON SEVERO DIAGNOSE E CONTROLE DAS DOENÇAS DAS HORTALIÇAS		

Figura A.1 – Agronomia - Turma 2015.

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50					
08:50 as 09:40					
09:40 as 10:30					
10:45 as 11:35					
11:35 as 12:25					
14:00 as 14:50	ID - 117 Sala - Tapajós - sala 207 MARIA LITA PADINHA CORREA ROMANO TECNOLOGIA E PRODUÇÃO DE SEMENTES	ID - 114 Sala - Tapajós - sala 207 ELVISLEY DA SILVA CHAVES PROJETO DE TCC	ID - 107 Sala - Tapajós - sala 207 IOLANDA MARIA SOARES REIS LEVANTAMENTO DE SOLOS		ID - 99 Sala - Tapajós-Sala de Desenho MANOEL JOSE OLIVEIRA DA CRUZ AMBIÊNCIAS E CONSTRUÇÕES RURAIS
14:50 as 15:40	ID - 118 Sala - Tapajós - sala 207 MARIA LITA PADINHA CORREA ROMANO TECNOLOGIA E PRODUÇÃO DE SEMENTES	ID - 96 Sala - Tapajós - sala 207 ELOI GASPARIN AGRICULTURA DE PRECISÃO	ID - 108 Sala - Tapajós - sala 207 IOLANDA MARIA SOARES REIS LEVANTAMENTO DE SOLOS	ID - 110 Sala - Tapajós-Sala de Desenho JAIRO AUGUSTO SOUSA ARAUJO PRODUÇÃO E MANEJO DE RUMINANTES	ID - 100 Sala - Tapajós-Sala de Desenho MANOEL JOSE OLIVEIRA DA CRUZ AMBIÊNCIAS E CONSTRUÇÕES RURAIS
15:40 as 16:30	ID - 103 Sala - Tapajós - sala 207 RODOLFO MADURO ALMEIDA GEOPROCESSAMENTO	ID - 97 Sala - Tapajós - sala 207 ELOI GASPARIN AGRICULTURA DE PRECISÃO	ID - 109 Sala - Tapajós - sala 207 IOLANDA MARIA SOARES REIS LEVANTAMENTO DE SOLOS	ID - 111 Sala - Tapajós-Sala de Desenho JAIRO AUGUSTO SOUSA ARAUJO PRODUÇÃO E MANEJO DE RUMINANTES	ID - 101 Sala - Tapajós-Sala de Desenho MANOEL JOSE OLIVEIRA DA CRUZ AMBIÊNCIAS E CONSTRUÇÕES RURAIS
16:45 as 17:35	ID - 104 Sala - Tapajós - sala 207 RODOLFO MADURO ALMEIDA GEOPROCESSAMENTO	ID - 98 Sala - Tapajós - sala 207 ELOI GASPARIN AGRICULTURA DE PRECISÃO			ID - 102 Sala - Tapajós-Sala de Desenho MANOEL JOSE OLIVEIRA DA CRUZ AMBIÊNCIAS E CONSTRUÇÕES RURAIS
17:35 as 18:25	ID - 105 Sala - Tapajós - sala 207 RODOLFO MADURO ALMEIDA GEOPROCESSAMENTO	ID - 112 Sala - Tapajós-Sala de Desenho JAIRO AUGUSTO SOUSA ARAUJO PRODUÇÃO E MANEJO DE RUMINANTES		ID - 115 Sala - Tapajós - sala 207 MARIA LITA PADINHA CORREA ROMANO TECNOLOGIA E PRODUÇÃO DE SEMENTES	
18:25 as 19:15	ID - 106 Sala - Tapajós - sala 207 RODOLFO MADURO ALMEIDA GEOPROCESSAMENTO	ID - 113 Sala - Tapajós-Sala de Desenho JAIRO AUGUSTO SOUSA ARAUJO PRODUÇÃO E MANEJO DE RUMINANTES		ID - 116 Sala - Tapajós - sala 207 MARIA LITA PADINHA CORREA ROMANO TECNOLOGIA E PRODUÇÃO DE SEMENTES	

Figura A.2 – Agronomia – Turma 2016.

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50	ID - 130 Sala - Tapajós-Sala 203 ROBINSON SEVERO FITOPATOLOGIA AGRÍCOLA		ID - 145 Sala - Tapajós-Sala 203 OBERDAM MULLER MORAES DAS FLORES TOPOGRAFIA E CARTOGRAFIA	ID - 124 Sala - Tapajós-Sala 203 EMERSON CRISTI DE BARROS ENTOMOLOGIA AGRÍCOLA	ID - 134 Sala - Tapajós-Sala 203 HELIONORA DA SILVA ALVES OLERCULTURA II
08:50 as 09:40	ID - 131 Sala - Tapajós-Sala 203 ROBINSON SEVERO FITOPATOLOGIA AGRÍCOLA	ID - 137 Sala - Tapajós-Sala 203 RAUL DA CUNHA LIMA NETO PRODUÇÃO E MANEJO DE MONOGÁSTRICOS	ID - 146 Sala - Tapajós-Sala 203 OBERDAM MULLER MORAES DAS FLORES TOPOGRAFIA E CARTOGRAFIA	ID - 125 Sala - Tapajós-Sala 203 EMERSON CRISTI DE BARROS ENTOMOLOGIA AGRÍCOLA	ID - 135 Sala - Tapajós-Sala 203 HELIONORA DA SILVA ALVES OLERCULTURA II
09:40 as 10:30	ID - 132 Sala - Tapajós-Sala 203 ROBINSON SEVERO FITOPATOLOGIA AGRÍCOLA	ID - 138 Sala - Tapajós-Sala 203 RAUL DA CUNHA LIMA NETO PRODUÇÃO E MANEJO DE MONOGÁSTRICOS	ID - 147 Sala - Tapajós-Sala 203 OBERDAM MULLER MORAES DAS FLORES TOPOGRAFIA E CARTOGRAFIA	ID - 119 Sala - Tapajós-Sala 203 ELVISLEY DA SILVA CHAVES ECONOMIA E ADMINISTRAÇÃO	ID - 136 Sala - Tapajós-Sala 203 HELIONORA DA SILVA ALVES OLERCULTURA II
10:45 as 11:35	ID - 133 Sala - Tapajós-Sala 203 ROBINSON SEVERO FITOPATOLOGIA AGRÍCOLA	ID - 139 Sala - Tapajós-Sala 203 RAUL DA CUNHA LIMA NETO PRODUÇÃO E MANEJO DE MONOGÁSTRICOS	ID - 148 Sala - Tapajós-Sala 203 OBERDAM MULLER MORAES DAS FLORES TOPOGRAFIA E CARTOGRAFIA	ID - 120 Sala - Tapajós-Sala 203 ELVISLEY DA SILVA CHAVES ECONOMIA E ADMINISTRAÇÃO	ID - 122 Sala - Tapajós-Sala 203 EMERSON CRISTI DE BARROS ENTOMOLOGIA AGRÍCOLA
11:35 as 12:25		ID - 140 Sala - Tapajós-Sala 203 RAUL DA CUNHA LIMA NETO PRODUÇÃO E MANEJO DE MONOGÁSTRICOS		ID - 121 Sala - Tapajós-Sala 203 ELVISLEY DA SILVA CHAVES ECONOMIA E ADMINISTRAÇÃO	ID - 123 Sala - Tapajós-Sala 203 EMERSON CRISTI DE BARROS ENTOMOLOGIA AGRÍCOLA
14:00 as 14:50			ID - 141 Sala - Tapajós - sala 108 FABRIZIA SAYURI OTANI TECNOLOGIA DE PRODUTOS DE ORIGEM ANIMAL		
14:50 as 15:40			ID - 142 Sala - Tapajós - sala 108 FABRIZIA SAYURI OTANI TECNOLOGIA DE PRODUTOS DE ORIGEM ANIMAL		
15:40 as 16:30			ID - 143 Sala - Tapajós - sala 108 FABRIZIA SAYURI OTANI TECNOLOGIA DE PRODUTOS DE ORIGEM ANIMAL		ID - 126 Sala - Tapajós - sala 207 CLODUALDO ALCINO ANDRADE DOS SANTOS FERTILIDADE DO SOLO
16:45 as 17:35			ID - 144 Sala - Tapajós - sala 108 FABRIZIA SAYURI OTANI TECNOLOGIA DE PRODUTOS DE ORIGEM ANIMAL		ID - 127 Sala - Tapajós - sala 207 CLODUALDO ALCINO ANDRADE DOS SANTOS FERTILIDADE DO SOLO
17:35 as 18:25					ID - 128 Sala - Tapajós - sala 207 CLODUALDO ALCINO ANDRADE DOS SANTOS FERTILIDADE DO SOLO
18:25 as 19:15					ID - 129 Sala - Tapajós - sala 207 CLODUALDO ALCINO ANDRADE DOS SANTOS FERTILIDADE DO SOLO

Figura A.3 – Agronomia – Turma 2017.

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50					
08:50 as 09:40					
09:40 as 10:30					
10:45 as 11:35					
11:35 as 12:25					
14:00 as 14:50	ID - 160 Sala - Tapajós-Sala 203 EDGARD SIZA TRIBUZY FISIOLOGIA VEGETAL	ID - 149 Sala - Tapajós-Sala 203 JOAO THIAGO RODRIGUES DE SOUSA AGRICULTURA GERAL	ID - 162 Sala - Tapajós-Sala 203 DENISE CASTRO LUSTOSA MICROBIOLOGIA DO SOLO	ID - 166 Sala - Tapajós-Sala 203 CLODIALDO ALCINO ANDRADE DOS SANTOS PROPRIEDADES E CLASSIFICAÇÃO DE SOLOS	ID - 157 Sala - Tapajós-Sala 203 EDGARD SIZA TRIBUZY FISIOLOGIA VEGETAL
14:50 as 15:40	ID - 161 Sala - Tapajós-Sala 203 EDGARD SIZA TRIBUZY FISIOLOGIA VEGETAL	ID - 150 Sala - Tapajós-Sala 203 JOAO THIAGO RODRIGUES DE SOUSA AGRICULTURA GERAL	ID - 163 Sala - Tapajós-Sala 203 DENISE CASTRO LUSTOSA MICROBIOLOGIA DO SOLO	ID - 167 Sala - Tapajós-Sala 203 CLODIALDO ALCINO ANDRADE DOS SANTOS PROPRIEDADES E CLASSIFICAÇÃO DE SOLOS	ID - 158 Sala - Tapajós-Sala 203 EDGARD SIZA TRIBUZY FISIOLOGIA VEGETAL
15:40 as 16:30	ID - 177 Sala - Tapajós-Sala 203 ELOI GASPARIN HIDRÁULICA, IRRIGAÇÃO E DRENAGEM	ID - 151 Sala - Tapajós-Sala 203 JOAO THIAGO RODRIGUES DE SOUSA AGRICULTURA GERAL	ID - 164 Sala - Tapajós-Sala 203 DENISE CASTRO LUSTOSA MICROBIOLOGIA DO SOLO	ID - 168 Sala - Tapajós-Sala 203 CLODIALDO ALCINO ANDRADE DOS SANTOS PROPRIEDADES E CLASSIFICAÇÃO DE SOLOS	ID - 159 Sala - Tapajós-Sala 203 EDGARD SIZA TRIBUZY FISIOLOGIA VEGETAL
16:45 as 17:35	ID - 178 Sala - Tapajós-Sala 203 ELOI GASPARIN HIDRÁULICA, IRRIGAÇÃO E DRENAGEM	ID - 152 Sala - Tapajós-Sala 203 JOAO THIAGO RODRIGUES DE SOUSA AGRICULTURA GERAL	ID - 165 Sala - Tapajós-Sala 203 DENISE CASTRO LUSTOSA MICROBIOLOGIA DO SOLO	ID - 169 Sala - Tapajós-Sala 203 CLODIALDO ALCINO ANDRADE DOS SANTOS PROPRIEDADES E CLASSIFICAÇÃO DE SOLOS	ID - 174 Sala - Tapajós-Sala 203 ELOI GASPARIN HIDRÁULICA, IRRIGAÇÃO E DRENAGEM
17:35 as 18:25	ID - 153 Sala - Tapajós-Sala 203 ADENOMAR NEVES DE CARVALHO ENTOMOLOGIA GERAL	ID - 172 Sala - Tapajós-Sala 203 RAUL DA CUNHA LIMA NETO ZOOTECNIA GERAL	ID - 170 Sala - Tapajós-Sala 203 RAUL DA CUNHA LIMA NETO ZOOTECNIA GERAL	ID - 155 Sala - Tapajós-Sala 203 ADENOMAR NEVES DE CARVALHO ENTOMOLOGIA GERAL	ID - 175 Sala - Tapajós-Sala 203 ELOI GASPARIN HIDRÁULICA, IRRIGAÇÃO E DRENAGEM
18:25 as 19:15	ID - 154 Sala - Tapajós-Sala 203 ADENOMAR NEVES DE CARVALHO ENTOMOLOGIA GERAL	ID - 173 Sala - Tapajós-Sala 203 RAUL DA CUNHA LIMA NETO ZOOTECNIA GERAL	ID - 171 Sala - Tapajós-Sala 203 RAUL DA CUNHA LIMA NETO ZOOTECNIA GERAL	ID - 156 Sala - Tapajós-Sala 203 ADENOMAR NEVES DE CARVALHO ENTOMOLOGIA GERAL	ID - 176 Sala - Tapajós-Sala 203 ELOI GASPARIN HIDRÁULICA, IRRIGAÇÃO E DRENAGEM

Figura A.4 – Agronomia - Turma 2018.

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50	ID - 284 Sala - Tapajós - sala 207 THALIS FERREIRA DOS SANTOS PRODUÇÃO E AVALIAÇÃO DE IMUNODIAGNÓSTICOS		ID - 281 Sala - Tapajós - sala 207 ELAINE CRISTINA PACHECO DE OLIVEIRA PLANTAS MEDICINAIS E AROMÁTICAS		
08:50 as 09:40	ID - 285 Sala - Tapajós - sala 207 THALIS FERREIRA DOS SANTOS PRODUÇÃO E AVALIAÇÃO DE IMUNODIAGNÓSTICOS		ID - 282 Sala - Tapajós - sala 207 ELAINE CRISTINA PACHECO DE OLIVEIRA PLANTAS MEDICINAIS E AROMÁTICAS		
09:40 as 10:30			ID - 283 Sala - Tapajós - sala 207 ELAINE CRISTINA PACHECO DE OLIVEIRA PLANTAS MEDICINAIS E AROMÁTICAS		
10:45 as 11:35					
11:35 as 12:25					
14:00 as 14:50					ID - 277 Sala - Tapajós - sala 207 ALBERTO MONTEIRO DOS SANTOS ESTUDOS MOLECULARES EM GRANDE ESCALA
14:50 as 15:40					ID - 278 Sala - Tapajós - sala 207 ALBERTO MONTEIRO DOS SANTOS ESTUDOS MOLECULARES EM GRANDE ESCALA
15:40 as 16:30					
16:45 as 17:35					
17:35 as 18:25		ID - 279 Sala - Tapajós - sala 207 ALBERTO MONTEIRO DOS SANTOS ESTUDOS MOLECULARES EM GRANDE ESCALA			
18:25 as 19:15		ID - 280 Sala - Tapajós - sala 207 ALBERTO MONTEIRO DOS SANTOS ESTUDOS MOLECULARES EM GRANDE ESCALA			

Figura A.5 – Biotecnologia - Turma 2015.

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50	ID - 222 Sala - Tapajós-Sala de Desenho EDWIN CAMACHO PALOMINO MELHORAMENTO VEGETAL	ID - 209 Sala - Tapajós-Sala de Desenho EDSON VARGA LOPES CONSERVAÇÃO DA BIODIVERSIDADE			ID - 205 Sala - Tapajós-Sala de Desenho ALBERTO MONTEIRO DOS SANTOS BIOLOGIA ESTRUTURAL E DESENHOS DE DROGAS
08:50 as 09:40	ID - 223 Sala - Tapajós-Sala de Desenho EDWIN CAMACHO PALOMINO MELHORAMENTO VEGETAL	ID - 210 Sala - Tapajós-Sala de Desenho EDSON VARGA LOPES CONSERVAÇÃO DA BIODIVERSIDADE			ID - 206 Sala - Tapajós-Sala de Desenho ALBERTO MONTEIRO DOS SANTOS BIOLOGIA ESTRUTURAL E DESENHOS DE DROGAS
09:40 as 10:30	ID - 224 Sala - Tapajós-Sala de Desenho EDWIN CAMACHO PALOMINO MELHORAMENTO VEGETAL	ID - 211 Sala - Tapajós-Sala de Desenho EDSON VARGA LOPES CONSERVAÇÃO DA BIODIVERSIDADE			ID - 232 Sala - Tapajós-Sala de Desenho CLEO RODRIGO BRESSAN BIOTECNOLOGIA DE RESÍDUOS
10:45 as 11:35	ID - 225 Sala - Tapajós-Sala de Desenho EDWIN CAMACHO PALOMINO MELHORAMENTO VEGETAL	ID - 207 Sala - Tapajós-Sala de Desenho ALBERTO MONTEIRO DOS SANTOS BIOLOGIA ESTRUTURAL E DESENHOS DE DROGAS			ID - 233 Sala - Tapajós-Sala de Desenho CLEO RODRIGO BRESSAN BIOTECNOLOGIA DE RESÍDUOS
11:35 as 12:25		ID - 208 Sala - Tapajós-Sala de Desenho ALBERTO MONTEIRO DOS SANTOS BIOLOGIA ESTRUTURAL E DESENHOS DE DROGAS			ID - 234 Sala - Tapajós-Sala de Desenho CLEO RODRIGO BRESSAN BIOTECNOLOGIA DE RESÍDUOS
14:00 as 14:50	ID - 212 Sala - Tapajós-Sala de Desenho FLAVIA GARCEZ DA SILVA ECOTOXICOLOGIA				
14:50 as 15:40	ID - 213 Sala - Tapajós-Sala de Desenho FLAVIA GARCEZ DA SILVA ECOTOXICOLOGIA	ID - 219 Sala - Tapajós-Sala de Desenho CARLOS IVAN AGUILAR VILDOZO MARCADORES MOLECULARES			
15:40 as 16:30	ID - 214 Sala - Tapajós-Sala de Desenho FLAVIA GARCEZ DA SILVA ECOTOXICOLOGIA	ID - 220 Sala - Tapajós-Sala de Desenho CARLOS IVAN AGUILAR VILDOZO MARCADORES MOLECULARES			
16:45 as 17:35	ID - 215 Sala - Tapajós-Sala de Desenho FLAVIA GARCEZ DA SILVA ECOTOXICOLOGIA	ID - 221 Sala - Tapajós-Sala de Desenho CARLOS IVAN AGUILAR VILDOZO MARCADORES MOLECULARES	ID - 230 Sala - Tapajós-Sala de Desenho CARLOS IVAN AGUILAR VILDOZO MARCADORES MOLECULARES	ID - 216 Sala - Tapajós-Sala de Desenho CARLOS IVAN AGUILAR VILDOZO INTERAÇÃO PATÓGENO-HOSPEDEIRO E BIOTECNOLOGIA	
17:35 as 18:25	ID - 228 Sala - Tapajós-Sala de Desenho KELLY CHRISTINA FERREIRA CASTRO QUÍMICA DE PRODUTOS NATURAIS		ID - 231 Sala - Tapajós-Sala de Desenho CARLOS IVAN AGUILAR VILDOZO MARCADORES MOLECULARES	ID - 217 Sala - Tapajós-Sala de Desenho CARLOS IVAN AGUILAR VILDOZO INTERAÇÃO PATÓGENO-HOSPEDEIRO E BIOTECNOLOGIA	ID - 226 Sala - Tapajós-Sala de Desenho KELLY CHRISTINA FERREIRA CASTRO QUÍMICA DE PRODUTOS NATURAIS
18:25 as 19:15	ID - 229 Sala - Tapajós-Sala de Desenho KELLY CHRISTINA FERREIRA CASTRO QUÍMICA DE PRODUTOS NATURAIS			ID - 218 Sala - Tapajós-Sala de Desenho CARLOS IVAN AGUILAR VILDOZO INTERAÇÃO PATÓGENO-HOSPEDEIRO E BIOTECNOLOGIA	ID - 227 Sala - Tapajós-Sala de Desenho KELLY CHRISTINA FERREIRA CASTRO QUÍMICA DE PRODUTOS NATURAIS

Figura A.6 – Biotecnologia – Turma 2016.

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50					
08:50 as 09:40					
09:40 as 10:30					
10:45 as 11:35					
11:35 as 12:25					
14:00 as 14:50		ID - 265 Sala - Tapajós-Sala 208 ELCIO MEIRA DA FONSECA JUNIOR CULTURA DE TECIDOS VEGETAIS	ID - 271 Sala - Tapajós-Sala 208 ARTHUR ABINADER VASCONCELOS FÍSICO-QUÍMICA		ID - 261 Sala - Tapajós-Sala 208 MARCIA MOURAO RAMOS AZEVEDO BIOQUÍMICA II
14:50 as 15:40		ID - 266 Sala - Tapajós-Sala 208 ELCIO MEIRA DA FONSECA JUNIOR CULTURA DE TECIDOS VEGETAIS	ID - 272 Sala - Tapajós-Sala 208 ARTHUR ABINADER VASCONCELOS FÍSICO-QUÍMICA		ID - 262 Sala - Tapajós-Sala 208 MARCIA MOURAO RAMOS AZEVEDO BIOQUÍMICA II
15:40 as 16:30		ID - 269 Sala - Tapajós-Sala 208 ARTHUR ABINADER VASCONCELOS FÍSICO-QUÍMICA	ID - 257 Sala - Tapajós-Sala 208 ALBERTO MONTEIRO DOS SANTOS BIOINFORMÁTICA	ID - 273 Sala - Tapajós-Sala 208 GUSTAVO DA SILVA CLAUDIANO HISTOLOGIA E EMBRIOLOGIA	ID - 275 Sala - Tapajós-Sala 208 GUSTAVO DA SILVA CLAUDIANO HISTOLOGIA E EMBRIOLOGIA
16:45 as 17:35		ID - 270 Sala - Tapajós-Sala 208 ARTHUR ABINADER VASCONCELOS FÍSICO-QUÍMICA	ID - 258 Sala - Tapajós-Sala 208 ALBERTO MONTEIRO DOS SANTOS BIOINFORMÁTICA	ID - 274 Sala - Tapajós-Sala 208 GUSTAVO DA SILVA CLAUDIANO HISTOLOGIA E EMBRIOLOGIA	ID - 276 Sala - Tapajós-Sala 208 GUSTAVO DA SILVA CLAUDIANO HISTOLOGIA E EMBRIOLOGIA
17:35 as 18:25	ID - 263 Sala - Tapajós-Sala 208 MARCIA MOURAO RAMOS AZEVEDO BIOQUÍMICA II		ID - 259 Sala - Tapajós-Sala 208 ALBERTO MONTEIRO DOS SANTOS BIOINFORMÁTICA	ID - 267 Sala - Tapajós-Sala 208 ELCIO MEIRA DA FONSECA JUNIOR CULTURA DE TECIDOS VEGETAIS	
18:25 as 19:15	ID - 264 Sala - Tapajós-Sala 208 MARCIA MOURAO RAMOS AZEVEDO BIOQUÍMICA II		ID - 260 Sala - Tapajós-Sala 208 ALBERTO MONTEIRO DOS SANTOS BIOINFORMÁTICA	ID - 268 Sala - Tapajós-Sala 208 ELCIO MEIRA DA FONSECA JUNIOR CULTURA DE TECIDOS VEGETAIS	

Figura A.7 – Biotecnologia - Turma 2017.

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50	ID - 253 Sala - Tapajós-Sala 208 ARTHUR ABINADER VASCONCELOS TÉCNICAS ANALÍTICAS		ID - 241 Sala - Tapajós-Sala 208 ELIANDRA DE FREITAS SIA BIOTECNOLOGIA DO SOLO	ID - 243 Sala - Tapajós-Sala 208 ELIANDRA DE FREITAS SIA BIOTECNOLOGIA DO SOLO	ID - 255 Sala - Tapajós-Sala 208 ARTHUR ABINADER VASCONCELOS TÉCNICAS ANALÍTICAS
08:50 as 09:40	ID - 254 Sala - Tapajós-Sala 208 ARTHUR ABINADER VASCONCELOS TÉCNICAS ANALÍTICAS	ID - 247 Sala - Tapajós-Sala 208 ELCIO MEIRA DA FONSECA JUNIOR FISIOLOGIA VEGETAL	ID - 242 Sala - Tapajós-Sala 208 ELIANDRA DE FREITAS SIA BIOTECNOLOGIA DO SOLO	ID - 244 Sala - Tapajós-Sala 208 ELIANDRA DE FREITAS SIA BIOTECNOLOGIA DO SOLO	ID - 256 Sala - Tapajós-Sala 208 ARTHUR ABINADER VASCONCELOS TÉCNICAS ANALÍTICAS
09:40 as 10:30	ID - 245 Sala - Tapajós-Sala 208 ELCIO MEIRA DA FONSECA JUNIOR FISIOLOGIA VEGETAL	ID - 248 Sala - Tapajós-Sala 208 ELCIO MEIRA DA FONSECA JUNIOR FISIOLOGIA VEGETAL	ID - 235 Sala - Tapajós-Sala 208 THALIS FERREIRA DOS SANTOS BIOTÉCNICA E BIOSSEGURANÇA	ID - 238 Sala - Tapajós-Sala 208 ELIANDRA DE FREITAS SIA BIOTECNOLOGIA AMBIENTAL	ID - 249 Sala - Tapajós-Sala 208 THIAGO JOSE DE CARVALHO ANDRE GENÉTICA
10:45 as 11:35	ID - 246 Sala - Tapajós-Sala 208 ELCIO MEIRA DA FONSECA JUNIOR FISIOLOGIA VEGETAL	ID - 251 Sala - Tapajós-Sala 208 THIAGO JOSE DE CARVALHO ANDRE GENÉTICA	ID - 236 Sala - Tapajós-Sala 208 THALIS FERREIRA DOS SANTOS BIOTÉCNICA E BIOSSEGURANÇA	ID - 239 Sala - Tapajós-Sala 208 ELIANDRA DE FREITAS SIA BIOTECNOLOGIA AMBIENTAL	ID - 250 Sala - Tapajós-Sala 208 THIAGO JOSE DE CARVALHO ANDRE GENÉTICA
11:35 as 12:25		ID - 252 Sala - Tapajós-Sala 208 THIAGO JOSE DE CARVALHO ANDRE GENÉTICA	ID - 237 Sala - Tapajós-Sala 208 THALIS FERREIRA DOS SANTOS BIOTÉCNICA E BIOSSEGURANÇA	ID - 240 Sala - Tapajós-Sala 208 ELIANDRA DE FREITAS SIA BIOTECNOLOGIA AMBIENTAL	
14:00 as 14:50					
14:50 as 15:40					
15:40 as 16:30					
16:45 as 17:35					
17:35 as 18:25					
18:25 as 19:15					

Figura A.8 – Biotecnologia – Turma 2018.

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50	ID - 339 Sala - Tapajós - sala 206 FERNANDO WALLASE CARVALHO ANDRADE INDÚSTRIA DA MADEIRA	ID - 351 Sala - Tapajós - sala 206 LUCAS CUNHA XIMENES RECUPERAÇÃO DE ÁREAS DEGRADADAS		ID - 348 Sala - Tapajós - sala 206 JACKSON FERNANDO REGO MATOS MANEJO DE UNIDADES DE CONSERVAÇÃO	ID - 356 Sala - Tapajós - sala 206 PROFESSOR SUBSTITUTO MANEJO FLORESTAL MADEIREIRO
08:50 as 09:40	ID - 340 Sala - Tapajós - sala 206 FERNANDO WALLASE CARVALHO ANDRADE INDÚSTRIA DA MADEIRA	ID - 352 Sala - Tapajós - sala 206 LUCAS CUNHA XIMENES RECUPERAÇÃO DE ÁREAS DEGRADADAS	ID - 360 Sala - Tapajós - sala 206 PROFESSOR SUBSTITUTO AVALIAÇÃO DE IMPACTOS AMBIENTAIS	ID - 349 Sala - Tapajós - sala 206 JACKSON FERNANDO REGO MATOS MANEJO DE UNIDADES DE CONSERVAÇÃO	ID - 357 Sala - Tapajós - sala 206 PROFESSOR SUBSTITUTO MANEJO FLORESTAL MADEIREIRO
09:40 as 10:30	ID - 341 Sala - Tapajós - sala 206 FERNANDO WALLASE CARVALHO ANDRADE INDÚSTRIA DA MADEIRA	ID - 353 Sala - Tapajós - sala 206 LUCAS CUNHA XIMENES RECUPERAÇÃO DE ÁREAS DEGRADADAS	ID - 361 Sala - Tapajós - sala 206 PROFESSOR SUBSTITUTO AVALIAÇÃO DE IMPACTOS AMBIENTAIS	ID - 350 Sala - Tapajós - sala 206 JACKSON FERNANDO REGO MATOS MANEJO DE UNIDADES DE CONSERVAÇÃO	ID - 346 Sala - Tapajós - sala 206 AMANDA FREDERICO MORTATI MANEJO DE BACIAS HIDROGRÁFICAS
10:45 as 11:35	ID - 342 Sala - Tapajós - sala 206 FERNANDO WALLASE CARVALHO ANDRADE INDÚSTRIA DA MADEIRA	ID - 344 Sala - Tapajós - sala 206 AMANDA FREDERICO MORTATI MANEJO DE BACIAS HIDROGRÁFICAS	ID - 354 Sala - Tapajós - sala 206 PROFESSOR SUBSTITUTO MANEJO FLORESTAL MADEIREIRO	ID - 358 Sala - Tapajós - sala 206 PROFESSOR SUBSTITUTO AVALIAÇÃO DE IMPACTOS AMBIENTAIS	ID - 347 Sala - Tapajós - sala 206 AMANDA FREDERICO MORTATI MANEJO DE BACIAS HIDROGRÁFICAS
11:35 as 12:25	ID - 343 Sala - Tapajós - sala 206 FERNANDO WALLASE CARVALHO ANDRADE INDÚSTRIA DA MADEIRA	ID - 345 Sala - Tapajós - sala 206 AMANDA FREDERICO MORTATI MANEJO DE BACIAS HIDROGRÁFICAS	ID - 355 Sala - Tapajós - sala 206 PROFESSOR SUBSTITUTO MANEJO FLORESTAL MADEIREIRO	ID - 359 Sala - Tapajós - sala 206 PROFESSOR SUBSTITUTO AVALIAÇÃO DE IMPACTOS AMBIENTAIS	
14:00 as 14:50					
14:50 as 15:40					
15:40 as 16:30					
16:45 as 17:35					
17:35 as 18:25					
18:25 as 19:15					

Figura A.9 – Engenharia Florestal – Turma 2015/Manhã.

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50					
08:50 as 09:40					
09:40 as 10:30					
10:45 as 11:35					
11:35 as 12:25					
14:00 as 14:50	ID - 383 Sala - Tapajós - sala 206 PROFESSOR SUBSTITUTO AVALIAÇÃO DE IMPACTOS AMBIENTAIS	ID - 371 Sala - Tapajós - sala 206 JACKSON FERNANDO REGO MATOS MANEJO DE UNIDADES DE CONSERVAÇÃO	ID - 362 Sala - Tapajós - sala 206 FERNANDO WALLASE CARVALHO ANDRADE INDÚSTRIA DA MADEIRA		ID - 367 Sala - Tapajós - sala 206 AMANDA FREDERICO MORTATI MANEJO DE BACIAS HIDROGRÁFICAS
14:50 as 15:40	ID - 384 Sala - Tapajós - sala 206 PROFESSOR SUBSTITUTO AVALIAÇÃO DE IMPACTOS AMBIENTAIS	ID - 372 Sala - Tapajós - sala 206 JACKSON FERNANDO REGO MATOS MANEJO DE UNIDADES DE CONSERVAÇÃO	ID - 363 Sala - Tapajós - sala 206 FERNANDO WALLASE CARVALHO ANDRADE INDÚSTRIA DA MADEIRA		ID - 368 Sala - Tapajós - sala 206 AMANDA FREDERICO MORTATI MANEJO DE BACIAS HIDROGRÁFICAS
15:40 as 16:30	ID - 378 Sala - Tapajós - sala 206 LUCAS CUNHA XIMENES RECUPERAÇÃO DE ÁREAS DEGRADADAS	ID - 373 Sala - Tapajós - sala 206 JACKSON FERNANDO REGO MATOS MANEJO DE UNIDADES DE CONSERVAÇÃO	ID - 364 Sala - Tapajós - sala 206 FERNANDO WALLASE CARVALHO ANDRADE INDÚSTRIA DA MADEIRA	ID - 374 Sala - Tapajós - sala 206 PROFESSOR SUBSTITUTO MANEJO FLORESTAL MADEIREIRO	ID - 381 Sala - Tapajós - sala 206 PROFESSOR SUBSTITUTO AVALIAÇÃO DE IMPACTOS AMBIENTAIS
16:45 as 17:35	ID - 379 Sala - Tapajós - sala 206 LUCAS CUNHA XIMENES RECUPERAÇÃO DE ÁREAS DEGRADADAS	ID - 376 Sala - Tapajós - sala 206 PROFESSOR SUBSTITUTO MANEJO FLORESTAL MADEIREIRO	ID - 365 Sala - Tapajós - sala 206 FERNANDO WALLASE CARVALHO ANDRADE INDÚSTRIA DA MADEIRA	ID - 375 Sala - Tapajós - sala 206 PROFESSOR SUBSTITUTO MANEJO FLORESTAL MADEIREIRO	ID - 382 Sala - Tapajós - sala 206 PROFESSOR SUBSTITUTO AVALIAÇÃO DE IMPACTOS AMBIENTAIS
17:35 as 18:25	ID - 380 Sala - Tapajós - sala 206 LUCAS CUNHA XIMENES RECUPERAÇÃO DE ÁREAS DEGRADADAS	ID - 377 Sala - Tapajós - sala 206 PROFESSOR SUBSTITUTO MANEJO FLORESTAL MADEIREIRO	ID - 366 Sala - Tapajós - sala 206 FERNANDO WALLASE CARVALHO ANDRADE INDÚSTRIA DA MADEIRA	ID - 369 Sala - Tapajós - sala 206 AMANDA FREDERICO MORTATI MANEJO DE BACIAS HIDROGRÁFICAS	
18:25 as 19:15				ID - 370 Sala - Tapajós - sala 206 AMANDA FREDERICO MORTATI MANEJO DE BACIAS HIDROGRÁFICAS	

Figura A.10 – Engenharia Florestal – Turma 2015/Tarde.

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50				ID - 308 Sala - Tapajós - sala 205 JOSE AUGUSTO AMORIM SILVA DO SACRAMENTO PROPRIEDADES E CLASSIFICAÇÃO DE SOLOS	ID - 293 Sala - Tapajós - sala 205 EVERTON CRISTO DE ALMEIDA GEOPROCESSAMENTO E SENSORIAMENTO REMOTO
08:50 as 09:40				ID - 309 Sala - Tapajós - sala 205 JOSE AUGUSTO AMORIM SILVA DO SACRAMENTO PROPRIEDADES E CLASSIFICAÇÃO DE SOLOS	ID - 294 Sala - Tapajós - sala 205 EVERTON CRISTO DE ALMEIDA GEOPROCESSAMENTO E SENSORIAMENTO REMOTO
09:40 as 10:30		ID - 304 Sala - Tapajós - sala 205 EDWIN CAMACHO PALOMINO MELHORAMENTO FLORESTAL			ID - 295 Sala - Tapajós - sala 205 EVERTON CRISTO DE ALMEIDA GEOPROCESSAMENTO E SENSORIAMENTO REMOTO
10:45 as 11:35		ID - 305 Sala - Tapajós - sala 205 EDWIN CAMACHO PALOMINO MELHORAMENTO FLORESTAL			ID - 296 Sala - Tapajós - sala 205 EVERTON CRISTO DE ALMEIDA GEOPROCESSAMENTO E SENSORIAMENTO REMOTO
11:35 as 12:25					ID - 297 Sala - Tapajós - sala 205 EVERTON CRISTO DE ALMEIDA GEOPROCESSAMENTO E SENSORIAMENTO REMOTO
14:00 as 14:50	ID - 288 Sala - Tapajós - sala 205 WILDERCLAY BARRETO MACHADO AGROMETEOROLOGIA				
14:50 as 15:40	ID - 289 Sala - Tapajós - sala 205 WILDERCLAY BARRETO MACHADO AGROMETEOROLOGIA		ID - 302 Sala - Tapajós - sala 205 EDWIN CAMACHO PALOMINO MELHORAMENTO FLORESTAL		ID - 290 Sala - Tapajós - sala 205 JULIANA MENDES DE OLIVEIRA ERGONOMIA E SEGURANÇA NO TRABALHO FLORESTAL
15:40 as 16:30	ID - 300 Sala - Tapajós - sala 205 DANIELA PAULETTO INCÊNDIOS FLORESTAIS		ID - 303 Sala - Tapajós - sala 205 EDWIN CAMACHO PALOMINO MELHORAMENTO FLORESTAL		ID - 291 Sala - Tapajós - sala 205 JULIANA MENDES DE OLIVEIRA ERGONOMIA E SEGURANÇA NO TRABALHO FLORESTAL
16:45 as 17:35	ID - 301 Sala - Tapajós - sala 205 DANIELA PAULETTO INCÊNDIOS FLORESTAIS		ID - 286 Sala - Tapajós - sala 205 WILDERCLAY BARRETO MACHADO AGROMETEOROLOGIA		ID - 292 Sala - Tapajós - sala 205 JULIANA MENDES DE OLIVEIRA ERGONOMIA E SEGURANÇA NO TRABALHO FLORESTAL
17:35 as 18:25	ID - 306 Sala - Tapajós - sala 205 JOSE AUGUSTO AMORIM SILVA DO SACRAMENTO PROPRIEDADES E CLASSIFICAÇÃO DE SOLOS	ID - 298 Sala - Tapajós - sala 205 DANIELA PAULETTO INCÊNDIOS FLORESTAIS	ID - 287 Sala - Tapajós - sala 205 WILDERCLAY BARRETO MACHADO AGROMETEOROLOGIA		
18:25 as 19:15	ID - 307 Sala - Tapajós - sala 205 JOSE AUGUSTO AMORIM SILVA DO SACRAMENTO PROPRIEDADES E CLASSIFICAÇÃO DE SOLOS	ID - 299 Sala - Tapajós - sala 205 DANIELA PAULETTO INCÊNDIOS FLORESTAIS			

Figura A.11 – Engenharia Florestal - Turma 2016.

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50		ID - 327 Sala - Tapajós - sala 204 EVERTON CRISTO DE ALMEIDA GEOPROCESSAMENTO E SENSORIAMENTO REMOTO	ID - 316 Sala - Tapajós - sala 205 JULIANA MENDES DE OLIVEIRA ERGONOMIA E SEGURANÇA NO TRABALHO FLORESTAL		
08:50 as 09:40	ID - 321 Sala - Tapajós - sala 205 DANIELLE WAGNER SILVA EXTENSÃO RURAL	ID - 328 Sala - Tapajós - sala 204 EVERTON CRISTO DE ALMEIDA GEOPROCESSAMENTO E SENSORIAMENTO REMOTO	ID - 317 Sala - Tapajós - sala 205 JULIANA MENDES DE OLIVEIRA ERGONOMIA E SEGURANÇA NO TRABALHO FLORESTAL		
09:40 as 10:30	ID - 322 Sala - Tapajós - sala 205 DANIELLE WAGNER SILVA EXTENSÃO RURAL	ID - 329 Sala - Tapajós - sala 204 EVERTON CRISTO DE ALMEIDA GEOPROCESSAMENTO E SENSORIAMENTO REMOTO	ID - 318 Sala - Tapajós - sala 205 JULIANA MENDES DE OLIVEIRA ERGONOMIA E SEGURANÇA NO TRABALHO FLORESTAL		ID - 310 Sala - Tapajós - sala 204 LUCIANA KARLA VALERIA DOS SANTOS SOUSA DENDROCRONOLOGIA DE ESPÉCIES TROPICAIS
10:45 as 11:35		ID - 330 Sala - Tapajós - sala 204 EVERTON CRISTO DE ALMEIDA GEOPROCESSAMENTO E SENSORIAMENTO REMOTO	ID - 323 Sala - Tapajós - sala 205 ALINE PACHECO GENÉTICA	ID - 319 Sala - Tapajós - sala 205 DANIELLE WAGNER SILVA EXTENSÃO RURAL	ID - 311 Sala - Tapajós - sala 204 LUCIANA KARLA VALERIA DOS SANTOS SOUSA DENDROCRONOLOGIA DE ESPÉCIES TROPICAIS
11:35 as 12:25		ID - 331 Sala - Tapajós - sala 204 EVERTON CRISTO DE ALMEIDA GEOPROCESSAMENTO E SENSORIAMENTO REMOTO	ID - 324 Sala - Tapajós - sala 205 ALINE PACHECO GENÉTICA	ID - 320 Sala - Tapajós - sala 205 DANIELLE WAGNER SILVA EXTENSÃO RURAL	ID - 312 Sala - Tapajós - sala 204 LUCIANA KARLA VALERIA DOS SANTOS SOUSA DENDROCRONOLOGIA DE ESPÉCIES TROPICAIS
14:00 as 14:50					
14:50 as 15:40				ID - 313 Sala - Tapajós - sala 204 ROMMEL NOCE ECONOMIA E ADMINISTRAÇÃO	
15:40 as 16:30				ID - 314 Sala - Tapajós - sala 204 ROMMEL NOCE ECONOMIA E ADMINISTRAÇÃO	
16:45 as 17:35	ID - 337 Sala - Laboratório de Tecnologia da Madeira FERNANDO WALLASE CARVALHO ANDRADE PROPRIEDADES FÍSICAS DA MADEIRA	ID - 335 Sala - Laboratório de Tecnologia da Madeira FERNANDO WALLASE CARVALHO ANDRADE PROPRIEDADES FÍSICAS DA MADEIRA		ID - 315 Sala - Tapajós - sala 204 ROMMEL NOCE ECONOMIA E ADMINISTRAÇÃO	ID - 322 Sala - Tapajós - sala 204 LUCAS CUNHA XIMENES MECANIZAÇÃO E COLHEITA FLORESTAL
17:35 as 18:25	ID - 338 Sala - Laboratório de Tecnologia da Madeira FERNANDO WALLASE CARVALHO ANDRADE PROPRIEDADES FÍSICAS DA MADEIRA	ID - 336 Sala - Laboratório de Tecnologia da Madeira FERNANDO WALLASE CARVALHO ANDRADE PROPRIEDADES FÍSICAS DA MADEIRA		ID - 325 Sala - Tapajós - sala 205 ALINE PACHECO GENÉTICA	ID - 333 Sala - Tapajós - sala 204 LUCAS CUNHA XIMENES MECANIZAÇÃO E COLHEITA FLORESTAL
18:25 as 19:15				ID - 326 Sala - Tapajós - sala 205 ALINE PACHECO GENÉTICA	ID - 334 Sala - Tapajós - sala 204 LUCAS CUNHA XIMENES MECANIZAÇÃO E COLHEITA FLORESTAL

Figura A.12 – Engenharia Florestal – Turma 2017.

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50	ID - 504 Sala - Laboratório de Tecnologia da Madeira VICTOR HUGO PEREIRA MOUTINHO QUÍMICA DA MADEIRA		ID - 512 Sala - Tapajós - sala 204 IOLANDA MARIA SOARES REIS SOLOS FLORESTAIS I	ID - 487 Sala - Tapajós - sala 204 CRISTINA ALEDI FELSEMBURGH DENDROLOGIA	ID - 491 Sala - Tapajós - sala 204 RODRIGO FERREIRA FADINI ECOLOGIA FLORESTAL
08:50 as 09:40	ID - 505 Sala - Laboratório de Tecnologia da Madeira VICTOR HUGO PEREIRA MOUTINHO QUÍMICA DA MADEIRA		ID - 513 Sala - Tapajós - sala 204 IOLANDA MARIA SOARES REIS SOLOS FLORESTAIS I	ID - 488 Sala - Tapajós - sala 204 CRISTINA ALEDI FELSEMBURGH DENDROLOGIA	ID - 492 Sala - Tapajós - sala 204 RODRIGO FERREIRA FADINI ECOLOGIA FLORESTAL
09:40 as 10:30			ID - 514 Sala - Tapajós - sala 204 IOLANDA MARIA SOARES REIS SOLOS FLORESTAIS I	ID - 489 Sala - Tapajós - sala 204 RODRIGO FERREIRA FADINI ECOLOGIA FLORESTAL	
10:45 as 11:35			ID - 515 Sala - Tapajós - sala 204 IOLANDA MARIA SOARES REIS SOLOS FLORESTAIS I	ID - 490 Sala - Tapajós - sala 204 RODRIGO FERREIRA FADINI ECOLOGIA FLORESTAL	
11:35 as 12:25			ID - 516 Sala - Tapajós - sala 204 IOLANDA MARIA SOARES REIS SOLOS FLORESTAIS I		
14:00 as 14:50					ID - 500 Sala - Tapajós - sala 204 JOAO RICARDO VASCONCELOS GAMA MENSURAÇÃO FLORESTAL
14:50 as 15:40		ID - 493 Sala - Tapajós - sala 205 EDGARD SIZA TRIBUZY FISIOLOGIA VEGETAL			ID - 503 Sala - Tapajós - sala 204 JOAO RICARDO VASCONCELOS GAMA MENSURAÇÃO FLORESTAL
15:40 as 16:30	ID - 497 Sala - Tapajós - sala 204 LUCIANA KARLA VALERIA DOS SANTOS SOUSA IDENTIFICAÇÃO DE MADEIRA	ID - 494 Sala - Tapajós - sala 205 EDGARD SIZA TRIBUZY FISIOLOGIA VEGETAL	ID - 485 Sala - Tapajós - sala 204 CRISTINA ALEDI FELSEMBURGH DENDROLOGIA		ID - 506 Sala - Laboratório de Tecnologia da Madeira VICTOR HUGO PEREIRA MOUTINHO QUÍMICA DA MADEIRA
16:45 as 17:35	ID - 498 Sala - Tapajós - sala 204 LUCIANA KARLA VALERIA DOS SANTOS SOUSA IDENTIFICAÇÃO DE MADEIRA	ID - 510 Sala - Tapajós - sala 204 VANESSA HOLANDA RIGHETTI DE ABREU SISTEMÁTICA VEGETAL	ID - 486 Sala - Tapajós - sala 204 CRISTINA ALEDI FELSEMBURGH DENDROLOGIA		ID - 507 Sala - Laboratório de Tecnologia da Madeira VICTOR HUGO PEREIRA MOUTINHO QUÍMICA DA MADEIRA
17:35 as 18:25	ID - 499 Sala - Tapajós - sala 204 LUCIANA KARLA VALERIA DOS SANTOS SOUSA IDENTIFICAÇÃO DE MADEIRA	ID - 511 Sala - Tapajós - sala 204 VANESSA HOLANDA RIGHETTI DE ABREU SISTEMÁTICA VEGETAL	ID - 500 Sala - Tapajós - sala 204 JOAO RICARDO VASCONCELOS GAMA MENSURAÇÃO FLORESTAL	ID - 508 Sala - Tapajós - sala 204 VANESSA HOLANDA RIGHETTI DE ABREU SISTEMÁTICA VEGETAL	ID - 495 Sala - Tapajós - sala 205 EDGARD SIZA TRIBUZY FISIOLOGIA VEGETAL
18:25 as 19:15			ID - 501 Sala - Tapajós - sala 204 JOAO RICARDO VASCONCELOS GAMA MENSURAÇÃO FLORESTAL	ID - 509 Sala - Tapajós - sala 204 VANESSA HOLANDA RIGHETTI DE ABREU SISTEMÁTICA VEGETAL	ID - 496 Sala - Tapajós - sala 205 EDGARD SIZA TRIBUZY FISIOLOGIA VEGETAL

Figura A.13 – Engenharia Florestal – Turma 2018.

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50	ID - 397 Sala - Amazônia-Sala 326 WAGNER PINHEIRO PIRES FÍSICA	ID - 395 Sala - Amazônia-Sala 326 WAGNER PINHEIRO PIRES FÍSICA	ID - 402 Sala - Amazônia-Sala 326 DANIEL FERREIRA AMARAL QUÍMICA ORGÂNICA	ID - 405 Sala - Amazônia-Sala 326 ADENOMAR NEVES DE CARVALHO ZOOLOGIA	ID - 399 Sala - Amazônia-Sala 326 ELAINE CRISTINA PACHECO DE OLIVEIRA METODOLOGIA DA PESQUISA
08:50 as 09:40	ID - 398 Sala - Amazônia-Sala 326 WAGNER PINHEIRO PIRES FÍSICA	ID - 396 Sala - Amazônia-Sala 326 WAGNER PINHEIRO PIRES FÍSICA	ID - 403 Sala - Amazônia-Sala 326 DANIEL FERREIRA AMARAL QUÍMICA ORGÂNICA	ID - 406 Sala - Amazônia-Sala 326 ADENOMAR NEVES DE CARVALHO ZOOLOGIA	ID - 400 Sala - Amazônia-Sala 326 ELAINE CRISTINA PACHECO DE OLIVEIRA METODOLOGIA DA PESQUISA
09:40 as 10:30	ID - 392 Sala - Amazônia-Sala 326 JACKSON FERNANDO REGO MATOS ESTUDOS INTEGRATIVOS DA AMAZÔNIA	ID - 385 Sala - Amazônia-Sala 326 MARCIA MOURAO RAMOS AZEVEDO BIOLOGIA CELULAR	ID - 404 Sala - Amazônia-Sala 326 DANIEL FERREIRA AMARAL QUÍMICA ORGÂNICA	ID - 388 Sala - Amazônia-Sala 326 LIA DE OLIVEIRA MELO ESTATÍSTICA BÁSICA	ID - 401 Sala - Amazônia-Sala 326 ELAINE CRISTINA PACHECO DE OLIVEIRA METODOLOGIA DA PESQUISA
10:45 as 11:35	ID - 393 Sala - Amazônia-Sala 326 JACKSON FERNANDO REGO MATOS ESTUDOS INTEGRATIVOS DA AMAZÔNIA	ID - 386 Sala - Amazônia-Sala 326 MARCIA MOURAO RAMOS AZEVEDO BIOLOGIA CELULAR	ID - 390 Sala - Amazônia-Sala 326 LIA DE OLIVEIRA MELO ESTATÍSTICA BÁSICA	ID - 389 Sala - Amazônia-Sala 326 LIA DE OLIVEIRA MELO ESTATÍSTICA BÁSICA	ID - 407 Sala - Amazônia-Sala 326 ADENOMAR NEVES DE CARVALHO ZOOLOGIA
11:35 as 12:25	ID - 394 Sala - Amazônia-Sala 326 JACKSON FERNANDO REGO MATOS ESTUDOS INTEGRATIVOS DA AMAZÔNIA	ID - 387 Sala - Amazônia-Sala 326 MARCIA MOURAO RAMOS AZEVEDO BIOLOGIA CELULAR	ID - 391 Sala - Amazônia-Sala 326 LIA DE OLIVEIRA MELO ESTATÍSTICA BÁSICA	ID - 409 Sala - Amazônia-Sala 326 MARCIA MOURAO RAMOS AZEVEDO BIOLOGIA CELULAR	ID - 408 Sala - Amazônia-Sala 326 ADENOMAR NEVES DE CARVALHO ZOOLOGIA
14:00 as 14:50					
14:50 as 15:40					
15:40 as 16:30					
16:45 as 17:35					
17:35 as 18:25					
18:25 as 19:15					

Figura A.14 – Bacharelado Interdisciplinar em Ciências Agrárias - Turma M1.

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50	ID - 427 Sala - Amazônia-Sala 328 RONIEL DE LIMA BRELAZ CÁLCULO I	ID - 412 Sala - Amazônia-Sala 328 CRISTINA ALEDI FEISEMBURGH BOTÂNICA	ID - 421 Sala - Amazônia-Sala 328 WASHINGTON LUIS DOS SANTOS ABREU PORTUGUÊS INSTRUMENTAL	ID - 434 Sala - Amazônia-Sala 328 WASHINGTON LUIS DOS SANTOS ABREU PORTUGUÊS INSTRUMENTAL	ID - 410 Sala - Amazônia-Sala 328 CRISTINA ALEDI FEISEMBURGH BOTÂNICA
08:50 as 09:40	ID - 428 Sala - Amazônia-Sala 328 RONIEL DE LIMA BRELAZ CÁLCULO I	ID - 413 Sala - Amazônia-Sala 328 CRISTINA ALEDI FEISEMBURGH BOTÂNICA	ID - 422 Sala - Amazônia-Sala 328 WASHINGTON LUIS DOS SANTOS ABREU PORTUGUÊS INSTRUMENTAL	ID - 429 Sala - Amazônia-Sala 328 RONIEL DE LIMA BRELAZ CÁLCULO I	ID - 411 Sala - Amazônia-Sala 328 CRISTINA ALEDI FEISEMBURGH BOTÂNICA
09:40 as 10:30	ID - 431 Sala - Amazônia-Sala 328 HELIONORA DA SILVA ALVES SOCIEDADE NATUREZA E DESENVOLVIMENTO	ID - 418 Sala - Amazônia-Sala 328 THALIS FERREIRA DOS SANTOS MICROBIOLOGIA GERAL	ID - 423 Sala - Amazônia-Sala 328 WASHINGTON LUIS DOS SANTOS ABREU PORTUGUÊS INSTRUMENTAL	ID - 430 Sala - Amazônia-Sala 328 RONIEL DE LIMA BRELAZ CÁLCULO I	ID - 424 Sala - Amazônia-Sala 328 PAULO SERGIO TAUBE JUNIOR QUÍMICA GERAL
10:45 as 11:35	ID - 432 Sala - Amazônia-Sala 328 HELIONORA DA SILVA ALVES SOCIEDADE NATUREZA E DESENVOLVIMENTO	ID - 419 Sala - Amazônia-Sala 328 THALIS FERREIRA DOS SANTOS MICROBIOLOGIA GERAL	ID - 414 Sala - Amazônia-Sala 328 EDSON VARGA LOPES ECOLOGIA	ID - 416 Sala - Amazônia-Sala 328 EDSON VARGA LOPES ECOLOGIA	ID - 425 Sala - Amazônia-Sala 328 PAULO SERGIO TAUBE JUNIOR QUÍMICA GERAL
11:35 as 12:25	ID - 433 Sala - Amazônia-Sala 328 HELIONORA DA SILVA ALVES SOCIEDADE NATUREZA E DESENVOLVIMENTO	ID - 420 Sala - Amazônia-Sala 328 THALIS FERREIRA DOS SANTOS MICROBIOLOGIA GERAL	ID - 415 Sala - Amazônia-Sala 328 EDSON VARGA LOPES ECOLOGIA	ID - 417 Sala - Amazônia-Sala 328 EDSON VARGA LOPES ECOLOGIA	ID - 426 Sala - Amazônia-Sala 328 PAULO SERGIO TAUBE JUNIOR QUÍMICA GERAL
14:00 as 14:50					
14:50 as 15:40					
15:40 as 16:30					
16:45 as 17:35					
17:35 as 18:25					
18:25 as 19:15					

Figura A.15 – Bacharelado Interdisciplinar em Ciências Agrárias - Turma M2.

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50					
08:50 as 09:40					
09:40 as 10:30					
10:45 as 11:35					
11:35 as 12:25					
14:00 as 14:50		ID - 435 Sala - Amazônia-Sala 326 CLEO RODRIGO BRESSAN BIOLOGIA CELULAR	ID - 450 Sala - Amazônia-Sala 326 LUCAS CUNHA XIMENES METODOLOGIA DA PESQUISA		
14:50 as 15:40	ID - 443 Sala - Amazônia-Sala 326 JACKSON FERNANDO REGO MATOS ESTUDOS INTEGRATIVOS DA AMAZÔNIA	ID - 436 Sala - Amazônia-Sala 326 CLEO RODRIGO BRESSAN BIOLOGIA CELULAR	ID - 451 Sala - Amazônia-Sala 326 LUCAS CUNHA XIMENES METODOLOGIA DA PESQUISA		ID - 453 Sala - Amazônia-Sala 326 KELLY CHRISTINA FERREIRA CASTRO QUÍMICA ORGÂNICA
15:40 as 16:30	ID - 444 Sala - Amazônia-Sala 326 JACKSON FERNANDO REGO MATOS ESTUDOS INTEGRATIVOS DA AMAZÔNIA	ID - 446 Sala - Amazônia-Sala 326 WAGNER PINHEIRO PIRES FÍSICA	ID - 452 Sala - Amazônia-Sala 326 LUCAS CUNHA XIMENES METODOLOGIA DA PESQUISA	ID - 439 Sala - Amazônia-Sala 326 LIA DE OLIVEIRA MELO ESTATÍSTICA BÁSICA	ID - 454 Sala - Amazônia-Sala 326 KELLY CHRISTINA FERREIRA CASTRO QUÍMICA ORGÂNICA
16:45 as 17:35	ID - 445 Sala - Amazônia-Sala 326 JACKSON FERNANDO REGO MATOS ESTUDOS INTEGRATIVOS DA AMAZÔNIA	ID - 447 Sala - Amazônia-Sala 326 WAGNER PINHEIRO PIRES FÍSICA	ID - 458 Sala - Amazônia-Sala 326 JOSE CAMILO HURTADO GUERRERO ZOOLOGIA	ID - 440 Sala - Amazônia-Sala 326 LIA DE OLIVEIRA MELO ESTATÍSTICA BÁSICA	ID - 455 Sala - Amazônia-Sala 326 KELLY CHRISTINA FERREIRA CASTRO QUÍMICA ORGÂNICA
17:35 as 18:25	ID - 441 Sala - Amazônia-Sala 326 LIA DE OLIVEIRA MELO ESTATÍSTICA BÁSICA	ID - 456 Sala - Amazônia-Sala 326 JOSE CAMILO HURTADO GUERRERO ZOOLOGIA	ID - 459 Sala - Amazônia-Sala 326 JOSE CAMILO HURTADO GUERRERO ZOOLOGIA	ID - 437 Sala - Amazônia-Sala 326 CLEO RODRIGO BRESSAN BIOLOGIA CELULAR	ID - 448 Sala - Amazônia-Sala 326 WAGNER PINHEIRO PIRES FÍSICA
18:25 as 19:15	ID - 442 Sala - Amazônia-Sala 326 LIA DE OLIVEIRA MELO ESTATÍSTICA BÁSICA	ID - 457 Sala - Amazônia-Sala 326 JOSE CAMILO HURTADO GUERRERO ZOOLOGIA		ID - 438 Sala - Amazônia-Sala 326 CLEO RODRIGO BRESSAN BIOLOGIA CELULAR	ID - 449 Sala - Amazônia-Sala 326 WAGNER PINHEIRO PIRES FÍSICA

Figura A.16 – Bacharelado Interdisciplinar em Ciências Agrárias - Turma T1.

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50					
08:50 as 09:40					
09:40 as 10:30					
10:45 as 11:35					
11:35 as 12:25					
14:00 as 14:50			ID - 464 Sala - Amazônia-Sala 328 LENILSON MOREIRA ARAUJO CÁLCULO I		
14:50 as 15:40	ID - 472 Sala - Amazônia-Sala 328 DENISE CASTRO LUSTOSA MICROBIOLOGIA GERAL	ID - 479 Sala - Amazônia-Sala 328 PAULO SERGIO TAUBE JUNIOR QUÍMICA GERAL	ID - 465 Sala - Amazônia-Sala 328 LENILSON MOREIRA ARAUJO CÁLCULO I	ID - 468 Sala - Amazônia-Sala 328 RODRIGO FERREIRA FADINI ECOLOGIA	
15:40 as 16:30	ID - 473 Sala - Amazônia-Sala 328 DENISE CASTRO LUSTOSA MICROBIOLOGIA GERAL	ID - 480 Sala - Amazônia-Sala 328 PAULO SERGIO TAUBE JUNIOR QUÍMICA GERAL	ID - 475 Sala - Amazônia-Sala 328 WASHINGTON LUIS DOS SANTOS ABREU PORTUGUÊS INSTRUMENTAL	ID - 469 Sala - Amazônia-Sala 328 RODRIGO FERREIRA FADINI ECOLOGIA	ID - 470 Sala - Amazônia-Sala 328 RODRIGO FERREIRA FADINI ECOLOGIA
16:45 as 17:35	ID - 474 Sala - Amazônia-Sala 328 DENISE CASTRO LUSTOSA MICROBIOLOGIA GERAL	ID - 481 Sala - Amazônia-Sala 328 PAULO SERGIO TAUBE JUNIOR QUÍMICA GERAL	ID - 476 Sala - Amazônia-Sala 328 WASHINGTON LUIS DOS SANTOS ABREU PORTUGUÊS INSTRUMENTAL	ID - 482 Sala - Amazônia-Sala 328 HELIONORA DA SILVA ALVES SOCIEDADE NATUREZA E DESENVOLVIMENTO	ID - 471 Sala - Amazônia-Sala 328 RODRIGO FERREIRA FADINI ECOLOGIA
17:35 as 18:25	ID - 477 Sala - Amazônia-Sala 328 WASHINGTON LUIS DOS SANTOS ABREU PORTUGUÊS INSTRUMENTAL	ID - 466 Sala - Amazônia-Sala 328 LENILSON MOREIRA ARAUJO CÁLCULO I	ID - 480 Sala - Amazônia-Sala 328 VANESSA HOLANDA RIGHETTI DE ABREU BOTÂNICA	ID - 483 Sala - Amazônia-Sala 328 HELIONORA DA SILVA ALVES SOCIEDADE NATUREZA E DESENVOLVIMENTO	ID - 462 Sala - Amazônia-Sala 328 VANESSA HOLANDA RIGHETTI DE ABREU BOTÂNICA
18:25 as 19:15	ID - 478 Sala - Amazônia-Sala 328 WASHINGTON LUIS DOS SANTOS ABREU PORTUGUÊS INSTRUMENTAL	ID - 467 Sala - Amazônia-Sala 328 LENILSON MOREIRA ARAUJO CÁLCULO I	ID - 461 Sala - Amazônia-Sala 328 VANESSA HOLANDA RIGHETTI DE ABREU BOTÂNICA	ID - 484 Sala - Amazônia-Sala 328 HELIONORA DA SILVA ALVES SOCIEDADE NATUREZA E DESENVOLVIMENTO	ID - 463 Sala - Amazônia-Sala 328 VANESSA HOLANDA RIGHETTI DE ABREU BOTÂNICA

Figura A.17 – Bacharelado Interdisciplinar em Ciências Agrárias - Turma T2.

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50		ID - 42 Sala - Tapajós - sala 207 DANIELLE WAGNER SILVA EXTENSÃO RURAL	ID - 35 Sala - Tapajós-Sala de Desenho GRACIENE CONCEICAO DOS SANTOS AVICULTURA II	ID - 46 Sala - Tapajós - sala 108 FABRIZIA SAYURI OTANI PISCICULTURA	ID - 58 Sala - Tapajós - sala 108 ICARO DOS SANTOS CABRAL TECNOLOGIA E FORMULAÇÃO DE RAÇÕES
08:50 as 09:40	ID - 54 Sala - Tapajós - sala 108 KEDSON ALESSANDRI LOBO NEVES REPRODUÇÃO ANIMAL	ID - 43 Sala - Tapajós - sala 207 DANIELLE WAGNER SILVA EXTENSÃO RURAL	ID - 36 Sala - Tapajós-Sala de Desenho GRACIENE CONCEICAO DOS SANTOS AVICULTURA II	ID - 47 Sala - Tapajós - sala 108 FABRIZIA SAYURI OTANI PISCICULTURA	ID - 59 Sala - Tapajós - sala 108 ICARO DOS SANTOS CABRAL TECNOLOGIA E FORMULAÇÃO DE RAÇÕES
09:40 as 10:30	ID - 55 Sala - Tapajós - sala 108 KEDSON ALESSANDRI LOBO NEVES REPRODUÇÃO ANIMAL		ID - 37 Sala - Tapajós-Sala de Desenho GRACIENE CONCEICAO DOS SANTOS AVICULTURA II	ID - 48 Sala - Tapajós - sala 108 FABRIZIA SAYURI OTANI PISCICULTURA	ID - 60 Sala - Tapajós - sala 108 ICARO DOS SANTOS CABRAL TECNOLOGIA E FORMULAÇÃO DE RAÇÕES
10:45 as 11:35	ID - 56 Sala - Tapajós - sala 108 KEDSON ALESSANDRI LOBO NEVES REPRODUÇÃO ANIMAL		ID - 44 Sala - Tapajós - sala 207 DANIELLE WAGNER SILVA EXTENSÃO RURAL	ID - 38 Sala - Tapajós - sala 108 ALANNA DO SOCORRO LIMA DA SILVA ETOLOGIA E BEM-ESTAR ANIMAL	
11:35 as 12:25	ID - 57 Sala - Tapajós - sala 108 KEDSON ALESSANDRI LOBO NEVES REPRODUÇÃO ANIMAL		ID - 45 Sala - Tapajós - sala 207 DANIELLE WAGNER SILVA EXTENSÃO RURAL	ID - 39 Sala - Tapajós - sala 108 ALANNA DO SOCORRO LIMA DA SILVA ETOLOGIA E BEM-ESTAR ANIMAL	
14:00 as 14:50				ID - 31 Sala - Tapajós - sala 108 FABRIZIA SAYURI OTANI AQUICULTURA	
14:50 as 15:40				ID - 32 Sala - Tapajós - sala 108 FABRIZIA SAYURI OTANI AQUICULTURA	
15:40 as 16:30		ID - 27 Sala - Tapajós - sala 109 GRACIENE CONCEICAO DOS SANTOS APICULTURA E MELIPONICULTURA		ID - 33 Sala - Tapajós - sala 108 FABRIZIA SAYURI OTANI AQUICULTURA	
16:45 as 17:35	ID - 49 Sala - Tapajós - sala 108 JOAO THIAGO RODRIGUES DE SOUSA POLITICAS PÚBLICAS E LEGISLAÇÃO AGRÁRIA	ID - 28 Sala - Tapajós - sala 109 GRACIENE CONCEICAO DOS SANTOS APICULTURA E MELIPONICULTURA		ID - 34 Sala - Tapajós - sala 108 FABRIZIA SAYURI OTANI AQUICULTURA	
17:35 as 18:25	ID - 50 Sala - Tapajós - sala 108 JOAO THIAGO RODRIGUES DE SOUSA POLITICAS PÚBLICAS E LEGISLAÇÃO AGRÁRIA	ID - 29 Sala - Tapajós - sala 109 GRACIENE CONCEICAO DOS SANTOS APICULTURA E MELIPONICULTURA		ID - 52 Sala - Tapajós - sala 108 JAIRO AUGUSTO SOUSA ARAUJO PROJETO DE TCC	ID - 40 Sala - Tapajós - sala 108 ALANNA DO SOCORRO LIMA DA SILVA ETOLOGIA E BEM-ESTAR ANIMAL
18:25 as 19:15	ID - 51 Sala - Tapajós - sala 108 JOAO THIAGO RODRIGUES DE SOUSA POLITICAS PÚBLICAS E LEGISLAÇÃO AGRÁRIA	ID - 30 Sala - Tapajós - sala 109 GRACIENE CONCEICAO DOS SANTOS APICULTURA E MELIPONICULTURA		ID - 53 Sala - Tapajós - sala 108 JAIRO AUGUSTO SOUSA ARAUJO PROJETO DE TCC	ID - 41 Sala - Tapajós - sala 108 ALANNA DO SOCORRO LIMA DA SILVA ETOLOGIA E BEM-ESTAR ANIMAL

Figura A.18 – Zootecnia - Turma 2016.

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50			ID - 16 Sala - Tapajós - sala 108 KEDSON ALESSANDRI LOBO NEVES REPRODUÇÃO ANIMAL	ID - 4 Sala - Tapajós-Sala de Desenho JULIANA MENDES DE OLIVEIRA CONSTRUÇÕES RURAIS	
08:50 as 09:40			ID - 17 Sala - Tapajós - sala 108 KEDSON ALESSANDRI LOBO NEVES REPRODUÇÃO ANIMAL	ID - 5 Sala - Tapajós-Sala de Desenho JULIANA MENDES DE OLIVEIRA CONSTRUÇÕES RURAIS	
09:40 as 10:30			ID - 18 Sala - Tapajós - sala 108 KEDSON ALESSANDRI LOBO NEVES REPRODUÇÃO ANIMAL	ID - 6 Sala - Tapajós-Sala de Desenho JULIANA MENDES DE OLIVEIRA CONSTRUÇÕES RURAIS	
10:45 as 11:35		ID - 8 Sala - Tapajós - sala 108 JAIRO AUGUSTO SOUSA ARAUJO FORRAGICULTURA II	ID - 19 Sala - Tapajós - sala 108 KEDSON ALESSANDRI LOBO NEVES REPRODUÇÃO ANIMAL	ID - 7 Sala - Tapajós-Sala de Desenho JULIANA MENDES DE OLIVEIRA CONSTRUÇÕES RURAIS	ID - 14 Sala - Tapajós - sala 108 RONALDO FRANCISCO DE LIMA NUTRIÇÃO E ALIMENTAÇÃO DE RUMINANTES
11:35 as 12:25		ID - 9 Sala - Tapajós - sala 108 JAIRO AUGUSTO SOUSA ARAUJO FORRAGICULTURA II			ID - 15 Sala - Tapajós - sala 108 RONALDO FRANCISCO DE LIMA NUTRIÇÃO E ALIMENTAÇÃO DE RUMINANTES
14:00 as 14:50	ID - 20 Sala - Tapajós - sala 108 ICARO DOS SANTOS CABRAL TECNOLOGIA E FORMULAÇÃO DE RAÇÕES		ID - 23 Sala - Tapajós - sala 109 GIBERDAN MULLER MORAES DAS FLORES TOPOGRAFIA E CARTOGRAFIA		ID - 1 Sala - Tapajós - sala 108 GABRIEL BRITO COSTA AGROMETEOROLOGIA
14:50 as 15:40	ID - 21 Sala - Tapajós - sala 108 ICARO DOS SANTOS CABRAL TECNOLOGIA E FORMULAÇÃO DE RAÇÕES		ID - 24 Sala - Tapajós - sala 109 GIBERDAN MULLER MORAES DAS FLORES TOPOGRAFIA E CARTOGRAFIA		ID - 2 Sala - Tapajós - sala 108 GABRIEL BRITO COSTA AGROMETEOROLOGIA
15:40 as 16:30	ID - 22 Sala - Tapajós - sala 108 ICARO DOS SANTOS CABRAL TECNOLOGIA E FORMULAÇÃO DE RAÇÕES		ID - 25 Sala - Tapajós - sala 109 GIBERDAN MULLER MORAES DAS FLORES TOPOGRAFIA E CARTOGRAFIA		ID - 3 Sala - Tapajós - sala 108 GABRIEL BRITO COSTA AGROMETEOROLOGIA
16:45 as 17:35		ID - 12 Sala - Tapajós - sala 108 RONALDO FRANCISCO DE LIMA NUTRIÇÃO E ALIMENTAÇÃO DE RUMINANTES	ID - 26 Sala - Tapajós - sala 109 GIBERDAN MULLER MORAES DAS FLORES TOPOGRAFIA E CARTOGRAFIA		
17:35 as 18:25		ID - 13 Sala - Tapajós - sala 108 RONALDO FRANCISCO DE LIMA NUTRIÇÃO E ALIMENTAÇÃO DE RUMINANTES	ID - 10 Sala - Tapajós - sala 108 JAIRO AUGUSTO SOUSA ARAUJO FORRAGICULTURA II		
18:25 as 19:15			ID - 11 Sala - Tapajós - sala 108 JAIRO AUGUSTO SOUSA ARAUJO FORRAGICULTURA II		

Figura A.19 – Zootecnia - Turma 2017.

	Segunda	Terça	Quarta	Quinta	Sexta
08:00 as 08:50	ID - 69 Sala - Tapajós - sala 109 ICARO DOS SANTOS CABRAL BROMATOLOGIA	ID - 76 Sala - Tapajós - sala 109 SAPATÁI RODRIGUES ESTATÍSTICA EXPERIMENTAL	ID - 65 Sala - Tapajós - sala 108 ADRIANA CARCZEZO MORENI ANATOMIA DOS ANIMAIS DOMÉSTICOS I		ID - 84 Sala - Tapajós - sala 109 GUSTAVO DA SILVA CLAUDIANO HISTOLOGIA E EMBRIOLOGIA
08:50 as 09:40	ID - 70 Sala - Tapajós - sala 109 ICARO DOS SANTOS CABRAL BROMATOLOGIA	ID - 77 Sala - Tapajós - sala 109 SAPATÁI RODRIGUES ESTATÍSTICA EXPERIMENTAL	ID - 66 Sala - Tapajós - sala 108 ADRIANA CARCZEZO MORENI ANATOMIA DOS ANIMAIS DOMÉSTICOS I	ID - 92 Sala - Tapajós - sala 109 GUSTAVO DA SILVA CLAUDIANO HISTOLOGIA E EMBRIOLOGIA	ID - 95 Sala - Tapajós - sala 109 GUSTAVO DA SILVA CLAUDIANO HISTOLOGIA E EMBRIOLOGIA
09:40 as 10:30	ID - 71 Sala - Tapajós - sala 109 ICARO DOS SANTOS CABRAL BROMATOLOGIA	ID - 78 Sala - Tapajós - sala 109 SAPATÁI RODRIGUES ESTATÍSTICA EXPERIMENTAL	ID - 67 Sala - Tapajós - sala 108 ADRIANA CARCZEZO MORENI ANATOMIA DOS ANIMAIS DOMÉSTICOS I	ID - 93 Sala - Tapajós - sala 109 GUSTAVO DA SILVA CLAUDIANO HISTOLOGIA E EMBRIOLOGIA	ID - 84 Sala - Tapajós - sala 109 IOLANDA MARIA SOARES REIS FERTILIDADE DO SOLO
10:45 as 11:35	ID - 72 Sala - Tapajós - sala 109 ICARO DOS SANTOS CABRAL BROMATOLOGIA	ID - 79 Sala - Tapajós - sala 109 SAPATÁI RODRIGUES ESTATÍSTICA EXPERIMENTAL	ID - 68 Sala - Tapajós - sala 108 ADRIANA CARCZEZO MORENI ANATOMIA DOS ANIMAIS DOMÉSTICOS I	ID - 86 Sala - Tapajós - sala 109 IOLANDA MARIA SOARES REIS FERTILIDADE DO SOLO	ID - 85 Sala - Tapajós - sala 109 IOLANDA MARIA SOARES REIS FERTILIDADE DO SOLO
11:35 as 12:25				ID - 87 Sala - Tapajós - sala 109 IOLANDA MARIA SOARES REIS FERTILIDADE DO SOLO	
14:00 as 14:50				ID - 80 Sala - Tapajós - sala 109 RONALDO FRANCISCO DE LIMA EZOOLOGIA	
14:50 as 15:40				ID - 81 Sala - Tapajós - sala 109 RONALDO FRANCISCO DE LIMA EZOOLOGIA	ID - 71 Sala - Tapajós - sala 109 ROMMEL NOCE ECONOMIA RURAL
15:40 as 16:30	ID - 62 Sala - Tapajós - sala 109 ADRIANA CARCZEZO MORENI ANATOMIA DOS ANIMAIS DOMÉSTICOS I			ID - 82 Sala - Tapajós - sala 109 RONALDO FRANCISCO DE LIMA EZOOLOGIA	ID - 74 Sala - Tapajós - sala 109 ROMMEL NOCE ECONOMIA RURAL
16:45 as 17:35	ID - 62 Sala - Tapajós - sala 109 ADRIANA CARCZEZO MORENI ANATOMIA DOS ANIMAIS DOMÉSTICOS I			ID - 83 Sala - Tapajós - sala 109 RONALDO FRANCISCO DE LIMA EZOOLOGIA	ID - 75 Sala - Tapajós - sala 109 ROMMEL NOCE ECONOMIA RURAL
17:35 as 18:25	ID - 63 Sala - Tapajós - sala 109 ADRIANA CARCZEZO MORENI ANATOMIA DOS ANIMAIS DOMÉSTICOS I			ID - 90 Sala - Tapajós - sala 109 ANTONIO HUMBERTO HAMAD MINERVINO FISIOLOGIA ANIMAL I	ID - 88 Sala - Tapajós - sala 109 ANTONIO HUMBERTO HAMAD MINERVINO FISIOLOGIA ANIMAL I
18:25 as 19:15	ID - 64 Sala - Tapajós - sala 109 ADRIANA CARCZEZO MORENI ANATOMIA DOS ANIMAIS DOMÉSTICOS I			ID - 91 Sala - Tapajós - sala 109 ANTONIO HUMBERTO HAMAD MINERVINO FISIOLOGIA ANIMAL I	ID - 89 Sala - Tapajós - sala 109 ANTONIO HUMBERTO HAMAD MINERVINO FISIOLOGIA ANIMAL I

Figura A.20 – Zootecnia - Turma 2018.