UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

RONALDO VINÍCIUS CASAGRANDE

OTIMIZAÇÃO NA OFERTA DE DISCIPLINAS EM CURSOS SUPERIORES ATRAVÉS DE SEQÜENCIAMENTOS ADEQUADOS: UMA PROPOSTA METODOLÓGICA

Curitiba - PR

2008

Livros Grátis

http://www.livrosgratis.com.br

Milhares de livros grátis para download.

RONALDO VINÍCIUS CASAGRANDE

OTIMIZAÇÃO NA OFERTA DE DISCIPLINAS EM CURSOS SUPERIORES ATRAVÉS DE SEQÜENCIAMENTOS ADEQUADOS: UMA PROPOSTA METODOLÓGICA

Tese apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Doutor em Ciências. Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia, Setor de Ciências Exatas e Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, Brasil.
Orientador: Prof. Dr. Celso Carnieri

CURITIBA

2008

TERMO DE APROVAÇÃO

RONALDO VINÍCIUS CASAGRANDE

OTIMIZAÇÃO NA OFERTA DE DISCIPLINAS EM CURSOS SUPERIORES ATRAVÉS DE SEQÜENCIAMENTOS ADEQUADOS: UMA PROPOSTA METODOLÓGICA

Tese aprovada como requisito parcial para a obtenção do grau de Doutor em Ciências, na área de concentração em Programação Matemática do Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia da Universidade Federal do Paraná, pela seguinte banca examinadora:

Orientador: _____

Celso Carnieri, Dr.
Departamento de Matemática, UFPR

_____

Celso Kaestner, DR.
Departamento Acadêmico de Computação, UTFPR

_____

Flávio Sanson Fogliatto, DR.
Departamento de Engenharia de Produção e Transportes, UFRGS

_____

Leandro Coelho, DR.
Departamento de Engenharia de Produção, PUC-PR

_____

Neida Maria Patias Volpi, DRª.
Departamento de Matemática, UFPR

AGRADECIMENTOS

À minha esposa Thaís pelo seu apoio emocional durante o desenvolvimento do doutorado.

Ao meu professor e orientador, professor Dr. Celso Carnieri, pela suas importantes sugestões e críticas durante a realização da tese.

Ao meu amigo e colega Leonardo Emmendorfer pelo seu apoio técnico incansável durante todo o desenvolvimento da tese.

Ao corpo docente do doutorado, por suas inestimáveis ajudas.

Aos meus colegas de doutorado pela convivência e amizade durante o período de realização das aulas.

A todos os meus amigos, os quais sempre me incentivaram e me apoiaram nos momentos difíceis do curso.

Muito Obrigado!

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS ..... **VII**

LISTA DE GRÁFICOS ..... **VIII**

LISTA DE QUADROS ..... **IX**

1. INTRODUÇÃO **1**

1.1 COMENTÁRIOS INICIAIS 1
1.2 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA 2
1.3 LIMITAÇÃO DA PESQUISA 6
1.4 JUSTIFICATIVA DA PESQUISA 6
1.5 OBJETIVOS DA PESQUISA 9
1.5.1 Objetivo Geral *9*
1.5.2 Objetivos Específicos *10*
1.6 METODOLOGIA DA PESQUISA 10
1.7 ESTRUTURA DA TESE 11

2. REFERENCIAL TEÓRICO **12**

2.1 SEQÜENCIAMENTO E PROGRAMAÇÃO DE PRODUÇÃO 12
2.2 METAHEURÍSTICAS 15
2.2.1 Descrição das principais metaheurísticas utilizadas *20*
2.2.2 Uma análise comparativa das metaheurísticas em termos de desempenho *28*
2.3 O MÉTODO DE ANÁLISE HIERÁRQUICA 30
2.3.1 Fundamentos do Método de Análise Hierárquica *31*
2.3.2 Consistências dos julgamentos *35*
2.3.3 Método alternativo de preenchimento das matrizes de julgamentos *42*

3. METODOLOGIA DA PESQUISA **44**

3.1 CRIAÇÃO DOS INDICADORES DE DESORDEM PROCESSUAL 45
3.1.1 Criação do Indicador de Desordem de Posição (IDP) *45*
3.1.2 Criação do Indicador de Desordem de Requisitos (IDR) *45*
3.2 IDENTIFICAÇÃO DOS COMPONENTES DO ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO 46
3.3 MODELAGEM DO ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO 46
3.3.1 Escolha do algoritmo heurístico *46*
3.3.2 Modelagem do algoritmo heurístico *47*

4. DESENVOLVIMENTO DA PESQUISA **48**

4.1 CRIANDO OS INDICADORES DE DESORDEM PROCESSUAL 48
4.1.1 Criando o Indicador de Desordem de Posição (IDP) *49*
4.1.2 Criando o Indicador de Desordem de Requisitos (IDR) *53*
4.2 IDENTIFICANDO OS COMPONENTES DO ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO 59
4.2.1 Realizando algumas definições necessárias *59*
4.2.2 Definindo as variáveis *60*
4.2.3 Definindo as constantes *60*
4.2.4 Relacionando os parâmetros *62*
4.3 MODELANDO O ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO 62
4.3.1 Escolhendo o algoritmo heurístico *62*
4.3.2 Modelando o algoritmo heurístico *62*

5. APLICAÇÃO DO SISTEMA **70**

5.1 PRIMEIRO PROBLEMA CONSIDERADO 70
5.1.1 Um modelo para experimentação *70*
5.1.2 Identificação das constantes *72*
5.1.3 Customização do sistema para o problema considerado *73*
5.1.4 Resultados obtidos *76*
5.2 SEGUNDO PROBLEMA CONSIDERADO 79
5.2.1 Um modelo para experimentação *80*
5.2.2 Identificação das constantes *81*

5.2.3 Customização do sistema para o problema considerado *82*
5.2.4 Resultados obtidos *86*

6. COMENTÁRIOS FINAIS **88**

6.1 CONCLUSÕES 88
6.2 SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS 90

REFERÊNCIAS **92**

ANEXOS **96**

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – Esquema de otimização de disciplinas nos cursos superiores 4

FIGURA 2 – Taxionomia para metaheurísticas híbridas 19

FIGURA 3 – Estruturação de um problema para aplicação do método AHP 32

FIGURA 4 – Resumo da metodologia completa da pesquisa. 44

FIGURA 5 – Metodologia para obtenção da MGR de forma consistente 56

FIGURA 6 – Estratégia de relaxação de restrições durante a busca tabu 67

FIGURA 7 – Fluxograma do algoritmo de otimização 69

LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1 – Otimização em função da relaxação dos indicadores no primeiro problema .. 78

GRÁFICO 2 – Contribuição da BT no algoritmo de otimização do primeiro problema 78

GRÁFICO 3 – Otimização em função da relaxação dos indicadores no segundo problema ... 87

GRÁFICO 4 – Contribuição da BT no algoritmo de otimização do segundo problema..... 87

LISTA DE QUADROS

QUADRO 1 – Escala de julgamentos proposta por Saaty 32

QUADRO 2 – Quadro curricular utilizado como base para a criação dos indicadores 49

QUADRO 3 – Escala de flexibilidade das disciplinas em relação às suas posições originais. 52

QUADRO 4 – Escala de requisitos entre disciplinas 54

QUADRO 5 – Modelo da Matriz de Graus de Requisitos 55

QUADRO 6 – Quadro curricular do curso usado no primeiro problema..... 71

QUADRO 7 – Cenário completo a ser otimizado no primeiro problema 72

QUADRO 8 – Matriz de Coeficientes de Requisitos (*MCR*) para o primeiro problema 75

QUADRO 9 – Panorama geral da otimização realizada no primeiro problema 77

QUADRO 10 – Quadro curricular do curso usado no segundo problema 79

QUADRO 11 – Quadro curricular adaptado do curso usado no segundo problema..... 80

QUADRO 12 – Cenário completo a ser otimizado no segundo problema..... 81

QUADRO 13 – Matriz de Coeficientes de Requisitos (*MCR*) para o segundo problema..... 84

QUADRO 14 – Panorama geral da otimização realizada no segundo problema..... 86

QUADRO 15 – Matriz parcial 1 utilizada para a formação da *MGR* do primeiro problema... 97

QUADRO 16 – Matriz parcial 2 utilizada para a formação da *MGR* do primeiro problema... 97

QUADRO 17 – Matriz parcial 3 utilizada para a formação da *MGR* do primeiro problema... 98

QUADRO 18 – Matriz parcial 4 utilizada para a formação da *MGR* do primeiro problema... 98

QUADRO 19 – Matriz de Graus de Requisitos (*MGR*) para o primeiro problema 99

QUADRO 20 – Matriz parcial 1 utilizada para a formação da *MGR* do segundo problema . 100

QUADRO 21 – Matriz parcial 2 utilizada para a formação da *MGR* do segundo problema . 101

QUADRO 22 – Matriz parcial 3 utilizada para a formação da *MGR* do segundo problema . 102

QUADRO 23 – Matriz parcial 4 utilizada para a formação da *MGR* do segundo problema . 103

QUADRO 24 – Matriz parcial 5 utilizada para a formação da *MGR* do segundo problema . 104

QUADRO 25 – Matriz de Graus de Requisitos (*MGR*) para o segundo problema..... 105

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – Índice Randômico 37

TABELA 2 – Índice de perda de alunos considerado no primeiro problema 71

TABELA 3 – Número de alunos previstos ou existentes nas turmas no primeiro problema ... 71

TABELA 4 – Capacidade de cada disciplina no primeiro problema 72

TABELA 5 – Índices *gf* e *cf* das disciplinas para o primeiro problema 73

TABELA 6 – Índice de perda de alunos considerado no segundo problema 81

TABELA 7 – Número de alunos previstos ou existentes nas turmas no segundo problema ... 81

TABELA 8 – Capacidade de cada disciplina no segundo problema 81

TABELA 9 – Índices *gf* e *cf* das disciplinas para o segundo problema 82

LISTA DE SIGLAS

AG – Algoritmo Genético

AHP – *Analytic Hierarchy Process*

BT – Busca Tabu

CLSP – *Discrete Lot Sizing Problem*

CSLP – *Continuos Lot Sizing Problem*

CSM – *Chi-Square Method*

DLSP – *Capacitated Lot Sizing Problem*

ELSP – *Economic Lot Scheduling Problem*

EM – *Eigenvalue Method*

EOQ – *Economic Order Quantity*

FPM – *Fuzzy Programming Method*

GLSP – *General Lot Sizing Problem*

IDP – *Indicador de Desordem de Posição*

IDR – *Indicador de Desordem de Requisitos*

LGPM – *Logarithmic Goal Programming Method*

LLSM – *Logarithmic Least-Square Method*

LSM – *Least-Square Method*

MGR – Matriz de Graus de Requisitos

MCR – Matriz de Coeficientes de Requisitos

PLSP – *Proportional Lot Sizing Problem*

SA – *Simulated Annealing*

RESUMO

Historicamente no Brasil, as instituições de ensino quase nunca foram vistas como organizações empresariais aptas à aplicação da ciência administrativa. Em virtude disso, o setor está em crise. Hoje as instituições de ensino privadas sofrem dos mesmos problemas enfrentados pela maioria das organizações: concorrência. Dentre as soluções para fugir da crise, a otimização de recursos é um dos principais "remédios" para a enfermidade no setor. Estudos mostram que o custo com o corpo docente em uma instituição de ensino pode chegar a mais de 50% dos custos globais. Portanto, a otimização desse recurso é importante para a racionalização de custos. Alocando-se disciplinas em períodos apropriados dos cursos faz com que se oportunize a unificação de disciplinas, ocasionando, com isso, a otimização de professores. Isso é plenamente viável em cursos livres, cursos superiores de tecnologia, cursos de pós-graduação e em alguns cursos de graduação tradicional onde se tenha estrutura curricular modular. Entretanto a alocação de disciplinas deve ser feita com imensa cautela. O seqüenciamento da oferta de disciplinas de um curso pode ser alterado até certo ponto, pois se sabe que as disciplinas, mesmo quando não exigem pré-requisitos formais, devem ser ofertadas em uma seqüência lógica a fim de não comprometer a aprendizagem dos alunos. Fazendo-se uma investigação do processo de formação de um aluno, percebe-se que este apresenta uma relação muito estreita com um processo fabril qualquer, composto de itens e lotes de produção, máquinas operatrizes, seqüências de produção, entre outros elementos. Assim, pode-se encarar a otimização docente como fruto de um processo adequado de seqüenciamento de produção sujeito a restrições. Para a pesquisa em questão as principais restrições dizem respeito à desordem ocasionada no currículo pelo seqüenciamento das disciplinas ao longo dos períodos dos cursos. Assim, o objetivo da pesquisa em questão foi desenvolver uma metodologia que permita obter a melhor seqüência de oferta de disciplinas para as turmas existentes de um curso considerado a fim de maximizar a unificação de disciplinas sem que comprometa a qualidade de aprendizagem dos alunos. Uma contribuição à ciência dada por esta pesquisa ocorre, também, na geração de indicadores que avaliam o grau de desordem curricular, tendo em vista a subjetividade existente. Esses indicadores atuam como restrição do sistema de otimização, servindo como balizador na relação custo-benefício. O processo de otimização foi realizado através da Busca Tabu, tendo em vista a inviabilidade da utilização de métodos exatos para tal situação. O sistema de otimização desenvolvido foi aplicado em dois cursos superiores de tecnologia com características distintas, oriundos de diferentes instituições. Os resultados obtidos com a utilização da Busca Tabu foram bem satisfatórios em relação ao esperado, pois oportunizaram significativas otimizações nos experimentos realizados.

Palavras Chave: Otimização de oferta de disciplinas, busca tabu, indicadores de desordem curricular, seqüencimento de disciplinas.

ABSTRACT

Historically in Brazil, the education institutions had never been seen as business organizations suitable for application of administration science. For this reason, the sector is in crisis. Today the private education institutions suffers the same problems faced by most organizations: competition. Among the solutions to escape the crisis, optimization of resources is a major "medicine" for the disease in the sector. Studies show that the cost with the professors at an education institution can reach more than 50% of overall costs. Therefore, the optimization of these resources is inevitable for the rationalization of costs. Allocating subjects in appropriate periods of the courses further their unification, leading the optimization of professors. This is entirely feasible in free courses, courses offered at colleges, post-graduate and traditional graduate courses where you have modular curriculum structure. However, the allocation of subjects should be done with great caution. The change in the sequence of subjects of a course is limited because we know that the subjects, even when not needs pre-formal requirements, must be offered in a logical sequence in order to not compromise the learning of students. Analyzing the process of students formation, realizes that this process have a very close relationship with any manufacturing process, composed of items and lots of production, machines, scheduling, and other things. So you can see the optimization of professors as an appropriate scheduling subject to constraints. For this research the main constraints are due to the mess caused by the sequencing of the curriculum subjects. Thus, the objective of this research was to develop a methodology that allows getting the best sequence of subjects for the classes of a course in order to maximize the unification of subjects without compromising the quality of learning of the students. This research provides a contribution to science due to the generation of indicators that assess the degree of mess of the curriculum, because of the subjectivity of the problem. These indicators serve as constraints for the system optimization, and have the task of balancing cost-effective. The process of optimization was performed by Tabu Search, because the use of exact methods are not viable for this type of problem. The system optimization has been applied in two technologist degree course with distinct characteristics, from different institutions. The results obtained with the use of the Tabu Search were fully satisfactory, because it generated significant optimization in the experiments.

Key Words: Subjects optimization, tabu search, indicators of mess in the curriculum, subjects scheduling.

1. INTRODUÇÃO

1.1 COMENTÁRIOS INICIAIS

Historicamente no Brasil, as instituições de ensino, sejam públicas ou privadas, nunca foram vistas como organizações empresariais aptas a aplicação da ciência administrativa. As técnicas de motivação e desenvolvimento humano, estratégias de *marketing*, otimização da produção, gerenciamento financeiro, entre outras abordagens gerenciais, ensinadas nas próprias instituições, nunca foram aplicadas em si. A busca pelo lucro ou pela redução de custos não era bem vista nesse meio, pois se entendia que isso servia apenas para o enriquecimento do capital e não para a prosperidade e manutenção do "negócio". Essa visão criou um cenário negativo no sistema educacional brasileiro onde as instituições públicas e privadas passam por momentos de muitas dificuldades.

O ensino superior brasileiro teve um crescimento muito elevado nos últimos anos. Dados do INEP – Instituto Nacional de Estudo e Pesquisas Educacionais – mostram que no período entre 1995 e 2001 houve um crescimento de 56% no número de instituições ofertantes de ensino superior. Igualmente, os dados revelam que houve uma redução de 210 para 183 instituições públicas ofertantes desse nível de ensino. Esses dados indicam que houve um crescimento muito elevado de instituições privadas no ensino superior brasileiro. Vários motivos podem ser encontrados para justificar esse crescimento, entre os quais se podem destacar:

- Pirâmide etária brasileira mostra que hoje há uma concentração grande de pessoas na faixa etária condizente para o ingresso no ensino superior;

- Exigência grande do setor produtivo por profissionais com competências complexas, não desenvolvidas na educação básica;

- Baixa capacidade de investimentos do Governo para ampliar a oferta de vagas no ensino público, o que flexibilizou a abertura de grande número de instituições privadas;

- Rentabilidade elevada, a *priori*, nas instituições privadas de ensino superior, o que motivou investidores a ingressar nesse ramo de negócio.

Entretanto, apesar de ter havido demanda pelo ensino superior brasileiro, esta não tem acompanhado, na mesma velocidade, o crescimento no número de instituições e de vagas ofertadas. A relação candidato-vaga que em 1995 era, em média, de 4,35, passou, em 2001, para 0,7 (Fonte: Inep), sendo ainda menor nos dias de hoje.

Esses dados servem apenas para mostrar que as instituições de ensino privado sofrem dos mesmos problemas enfrentados pela maioria das organizações: concorrência. Isto exige das instituições um comportamento muito semelhante a uma empresa qualquer. A busca permanente pela fidelização do cliente, *marketing* estratégico, otimização dos recursos, busca pela produtividade e qualidade são alguns dos traços marcantes que, notadamente, vêm caracterizando a gestão das instituições de ensino privado no Brasil no final desta década.

Dentre as soluções apontadas anteriormente para fugir da crise, a otimização de recursos é um dos "remédios" para a enfermidade no setor. O custo com o corpo docente em uma instituição de ensino superior pode chegar a mais de 50% dos custos da instituição. Assim, uma otimização desse recurso parece evidente no processo de racionalização de custos. Obviamente uma redução de custo nessa área deve ser realizada com muita cautela, pois afeta o principal recurso da instituição e um dos principais responsáveis pelo sucesso ou fracasso da organização.

A proposta desta pesquisa é adaptar técnicas da Pesquisa Operacional na otimização (redução) do recurso docente sem perda de qualidade no processo educacional. A aplicação desta pesquisa é destinada especialmente aos cursos superiores de tecnologia, face sua característica modular. Entretanto, tem aplicação também em cursos livres, cursos de pós-graduação e em alguns cursos de graduação tradicional onde se tenha estrutura curricular modular.

1.2 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA

Até recentemente, os quadros curriculares do ensino superior eram rígidos, não havendo possibilidade de mobilidade de disciplinas de um período para outro. Uma determinada disciplina que estava alocada para um determinado período era sempre ofertada para alunos daquele período. Atualmente, essa rigidez de organização curricular não é necessária na maioria das situações.

A possibilidade de flexibilização nessa oferta é a chave para a aplicação de técnicas de otimização e, por conseqüência, na redução de custos significativos nas instituições de ensino. Quando se pratica essa flexibilidade, permite-se reduzir significativamente a replicação de disciplinas. Essa redução é possível através da oferta de uma mesma disciplina a alunos de turmas distintas. A Figura 1 ilustra de maneira didática como a otimização ocorre. Na figura:

- cada caixa equivale a uma disciplina;
- cada linha equivale a uma turma;
- a altura de cada caixa equivale à capacidade da disciplina;
- a parte cinza de cada caixa equivale ao total de alunos existentes ou previstos para a disciplina;
- os alunos de cada turma devem cursar seis disciplinas (*A*, *B*, *C*, *D*, *E* e *F*), uma de cada vez (não necessariamente nessa ordem);
- a primeira coluna de caixas equivale ao momento presente e as demais, a situação futura.

Percebe-se que as turmas não estão em sincronia no tempo. Os alunos das turmas 3 e 4 não iniciaram suas atividades, enquanto os alunos da turma 2 já cursaram as disciplinas *A*, *B* e *C*. Da forma como está estruturada a seqüência de disciplinas na situação inicial, não é possível realizar a unificação de disciplinas. Mas, caso a seqüência seja alterada através das trocas entre disciplinas apontadas na figura (troca entre as disciplinas *B* e *E* e entre *C* e *F* na turma 1 e troca entre as disciplinas *D* e *E* na turma 4), certas disciplinas entram em sincronia, permitindo suas unificações. Com essa troca, as disciplinas *E* e *F* da turma 2 e a disciplina *D* da turma 4 podem deixar de serem ofertadas. Os alunos dessas turmas podem passar a estudar juntos com alunos de outras turmas e, assim, dispensar a oferta de tais disciplinas. Esse cenário é ilustrado na situação pós-otimização da Figura 1. Com essa redução na oferta de disciplinas, reduz-se, o custo com corpo docente e com outros recursos físicos e materiais necessários para a oferta de uma disciplina. A otimização aqui almejada é maximizar a unificação de disciplinas sem comprometer a qualidade de aprendizagem dos alunos.

Nos cursos de graduação tem-se uma redução gradativa no número médio de alunos por disciplina na medida em que se avança temporalmente no curso. Nos primeiros períodos de um curso se conseguem índices elevados nessa relação, caindo drasticamente até o final do curso. Essa queda acentuada no número de alunos por disciplina faz com que se tenha uma relação média nesse índice muito baixa. Com a flexibilização da oferta de disciplinas ao longo do curso e com a aplicação adequada de técnicas da Pesquisa Operacional pode-se aumentar

significativamente esse indicador, que é um dos principais responsáveis pelos custos nas instituições de ensino.

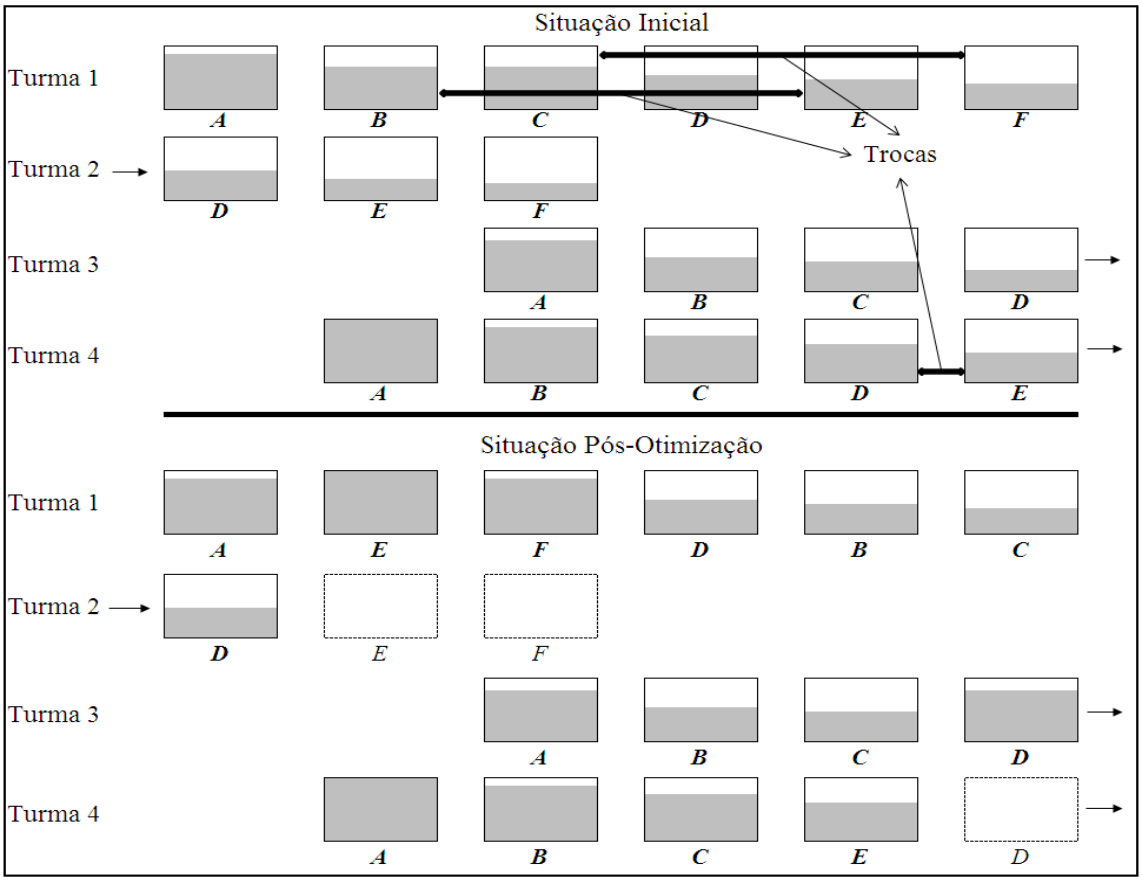

FIGURA 1 – Esquema de otimização de disciplinas nos cursos superiores

Para entender melhor como essa otimização se processa é aconselhável fazer, também, uma analogia do processo ensino-aprendizagem com um processo de produção fabril, apesar dessa relação parecer estranha. Ambos os processos têm muitas características em comum: recebem insumos na entrada, fazem diversas intervenções ao longo do processo, entregando, ao seu final, um produto acabado. No caso do setor educacional pode-se entender como insumos os alunos em busca de determinados conhecimentos. As intervenções no processo dizem respeito ao processo ensino-aprendizagem em si. No final desse processo espera-se que os alunos obtenham aquele conhecimento a que vieram procurar (produto acabado). Aprofundando mais essa análise para clarificar a proposta desta pesquisa, pode-se entender que cada disciplina funciona como uma etapa do processo produtivo, assemelhando-se a uma máquina em um processo de produção industrial. Assim, pode-se entender um curso como um processo produtivo fabril com características, tais como:

- tem entradas periódicas de lotes (turmas) de itens de produção (alunos) a serem produzidos;

- tem saídas periódicas de lotes de itens de produção acabados (alunos formados);
- os itens de produção passam por diversos estágios (disciplinas) de produção;
- a produção em cada estágio se dá em lotes (disciplinas ministradas com vários alunos);
- há perda de itens de produção ao longo do processo de fabricação (desistências de alunos ao longo do curso).

Neste modelo, cada máquina apresenta uma capacidade máxima de produção (número máximo de alunos que a disciplina comporta), processa em lotes (número de alunos matriculados na disciplina) e não apresenta tempo de inicialização. Otimizar e racionalizar essa produção consiste, entre outras coisas, em maximizar os lotes de produção em cada máquina.

Como já discutido anteriormente, o seqüenciamento de oferta das disciplinas de um curso pode ser alterado até certo ponto, pois se sabe que as disciplinas, mesmo quando não exigem pré-requisitos formais, devem ser ofertadas em uma seqüência lógica a fim de não comprometer a aprendizagem dos alunos. Entretanto, certas alterações nessa ordem pré-estabelecida de oferta são plenamente possíveis sob a ótica pedagógica e aconselháveis sob a ótica empresarial, a fim de proporcionar otimizações.

Um dos objetivos da pesquisa foi a criação de indicadores que sirvam para mensurar o grau de desordem no currículo de um curso, ocasionado pelo sistema de otimização, em relação a um padrão supostamente ideal. Esses indicadores fazem parte do algoritmo de otimização como uma restrição do sistema. Entende-se como desordem de currículo nesta pesquisa a reorganização na ordem de oferta das disciplinas com o intuito de promover a otimização, ou seja, a redução de professores. A desordem aqui não tem conotação de desarranjo ou bagunça que a palavra pode induzir.

Percebe-se facilmente que quanto maior a relaxação dada ao sistema em relação a esses indicadores, melhores serão os resultados alcançados em termos de otimização. Assim, chega-se a um compromisso do decisor: quanto maior a possibilidade de desordem no currículo (o que pode ocasionar problemas de aprendizagem), melhor a otimização realizada. Quanto maior a rigidez no seqüenciamento de oferta das disciplinas, pior a otimização realizada. Esse contexto da pesquisa remete ao seguinte problema de pesquisa: qual é a melhor seqüência de oferta de disciplinas para cada turma de um curso considerado a fim de maximizar a unificação de disciplinas sem que comprometa a qualidade de aprendizagem dos

alunos? Como fruto da pesquisa, procurou-se desenvolver uma metodologia para problemas de tal natureza.

1.3 LIMITAÇÃO DA PESQUISA

Para a aplicação da pesquisa, o curso considerado deve apresentar as seguintes características:

- ser formado por um conjunto de disciplinas, onde cada disciplina apresente uma carga horária a ser trabalhada com os alunos;
- ser ofertado ao longo de vários períodos, onde, em cada período, seja ofertada uma ou mais disciplinas;
- permitir seqüenciamentos alterados na oferta das disciplinas.

A pesquisa desenvolvida visa otimizar a unificação de disciplinas de um curso com as características citadas anteriormente e que seja ofertado por uma instituição de ensino com as seguintes características:

- que agrupe os alunos por turma, vinculando cada aluno a uma turma;
- que funcione em regime seriado, onde os alunos são matriculados automaticamente nas disciplinas sugeridas pela instituição;
- que sugira aos alunos as próximas disciplinas a serem cursadas;
- que fracione turmas (separe alunos de uma mesma turma) em momentos específicos para se realizar a unificação de disciplinas.

Um cenário como este é comum de ser encontrado em faculdades de tecnologia (faculdades que ofertam cursos de graduação tecnológica). Devido a isso, a experimentação da pesquisa desenvolvida foi feita em cursos de tecnologia com tais características.

1.4 JUSTIFICATIVA DA PESQUISA

O setor educacional brasileiro de ensino superior privado está em crise. Essa crise tem origem, principalmente, financeira. Diariamente depara-se com matérias como essas:

“O corte de 30% do quadro de professores e de funcionários da PUC-SP (Pontifícia Universidade Católica de São Paulo) que terminou no início deste ano foi insuficiente e será preciso nova redução de despesas” (FOLHA DE SÃO PAULO, 20 julho 2006).

“Após a PUC-SP, agora é a vez da FGV-SP reduzir sua folha de pagamento. A escola de administração da Getúlio Vargas informou ontem que 16 dos seus 300 professores foram demitidos, para que haja uma ‘adequação de custos’" (FOLHA DE SÃO PAULO, 2 fevereiro 2006).

“A Universidade Gama Filho vai suspender suas atividades hoje e amanhã. A instituição passa por uma crise financeira e atrasou o pagamento dos salários” (O GLOBO, 31 maio 2006).

“A crise das faculdades particulares [...] já afeta os alunos. Só na cidade de São Paulo, ao menos sete instituições fecharam cursos, atrasaram salários de professores ou tiveram aulas prejudicadas devido a greves do ano passado até agora” (FOLHA DE SÃO PAULO, 18 abril 2006).

A principal razão para a crise no setor educacional privado é explicada pela “falta de alunos”. De acordo com matéria publicada no Jornal Valor Econômico em 28 de abril de 2006, sobram vagas e faltam alunos nas instituições de ensino privado no país. Calcula-se hoje a existência de um milhão de cadeiras disponíveis nas faculdades privadas. O Censo da Educação Superior de 2004, realizado pelo Inep (Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais) mostra que o número de ingressantes nas instituições particulares cresceu 2% em relação ao ano anterior. No mesmo período, o número de vagas oferecidas aumentou 16,8%.

Paradoxalmente, muitas pessoas não têm acesso ao ensino superior. De acordo com o Censo da Educação Superior de 2004, apenas 10,4% dos brasileiros com idade entre 18 e 24 anos estavam matriculados no ensino superior nesse ano, o que ainda deixa o país longe da meta do Plano Nacional de Educação que é de ter 30% de alunos matriculados nessa faixa etária até 2011. O problema maior é que os alunos não têm recursos financeiros para custear uma educação superior. Entretanto, com a expansão da educação superior privada após a década de 90, as classes C e D passaram a ter mais acesso a esse nível de ensino (VALOR ECONÔMICO, 28 abril 2006).

Outro problema enfrentado pelas instituições de ensino superior privado é a inadimplência. Segundo cálculos do sindicato dos estabelecimentos privados do estado de São Paulo, a inadimplência em 2005 atingiu, aproximadamente, 23% dos alunos do ensino superior, comparado aos 20% registrados em 2004 (FOLHA DE SÃO PAULO, 26 novembro

2005). Segundo o presidente desse sindicato, o fator externo que motivou o crescimento da inadimplência foi o achatamento salarial das classes B e C.

A evasão é outro mal que passou a preocupar as instituições. De acordo com a Agência do Estado de São Paulo, em matéria publicada em 08 de novembro de 2003, na Universidade de São Paulo (USP), onde a relação candidato-vaga é uma das mais altas do país, cerca de 20% dos estudantes abandonam o curso no primeiro ou no segundo semestre. Não há índices consistentes sobre a evasão nas instituições privadas, mas a recessão, o alto índice de desemprego e o achatamento de salários que caracterizam o período atual no Brasil apontam para números muito mais marcantes que na rede pública.

> As mensalidades das universidades particulares localizadas no município de São Paulo subiram em média 124,32% de janeiro de 1997 até igual mês de 2004, enquanto a inflação geral do período na região acumulou alta de 72,05%. Os dados fazem parte de pesquisa divulgada hoje pelo Dieese (Departamento Intersindical de Estatísticas e Estudos Sócio-Econômicos) (FOLHA DE SÃO PAULO, 06 fevereiro 2006).

Para o Sindicato das Entidades Mantenedoras de Estabelecimentos de Ensino Superior no Estado de São Paulo, o aumento das mensalidades acima da inflação, principalmente nas universidades, se deve aos altos índices de inadimplência e à evasão escolar.

Todos os dados apresentados anteriormente mostram o contexto em que se encontra o ensino superior privado no Brasil. Tais dados revelam o que já é muito comum para a maioria das empresas nacionais e internacionais: um mercado concorrencial onde a oferta é maior do que a demanda; um mercado que exige competência e profissionalismo de gestão. Vale ressaltar que a demanda, de forma geral, existe. Mas pelos preços praticados pelas instituições privadas, o público alvo é restrito.

Entretanto, pelo fato do mercado concorrencial do ensino superior ser recente no Brasil, percebe-se que a gestão dessas instituições ainda é pouco profissionalizada. A inércia gerencial é fato imperativo no Brasil. Até anos recentes, a gestão das instituições tinha a preocupação quase que exclusivamente na área pedagógica, o que era compreensível face ao contexto que se apresentava. Essa situação remete a uma comparação às empresas industriais pós-revolução industrial, onde a demanda por produtos era maior que a oferta. Naquela ocasião a preocupação das empresas era com a produção e não com o mercado.

Estar atento aos movimentos do mercado e responder satisfatoriamente a ele é condição *sine qua non* para a sobrevivência das empresas. Valem aqui as considerações feitas por Castro (2000), a respeito das instituições privadas de ensino superior.

> A maneira pela qual as instituições de ensino se adaptam ao ambiente em que vivem, em grande parte, determina seu destino. Tal como em qualquer área, econômica ou não, se as regras são perversas e o processo decisório inadaptado às circunstâncias, coisa boa não pode sair. Ao que parece, o metabolismo dos dinossauros era inapropriado para o período pós-jurássico. Como conseqüência, foram liquidados (CASTRO, 2000, p.18).

Diante dos fatos e relatos apresentados, fica evidente a necessidade de uma profissionalização na gestão educacional. A complexidade e versatilidade do mercado exigem uma gestão que passa a ter novos focos; racionalização de custos, otimização de recursos e satisfação dos clientes passam a compor a nova agenda dos gestores educacionais.

A aplicação de técnicas de Pesquisa Operacional para maximizar o número de alunos em cada disciplina é uma das saídas para a crise apontada. Serve para racionalizar custos através da otimização de um dos recursos das instituições de ensino de maior impacto financeiro: seu corpo docente. Com a otimização desse recurso é possível que as instituições de ensino tenham capacidade de rever valores de mensalidades atualmente praticados e, com isso, romper o círculo vicioso que hoje impera nas instituições: maiores custos → maiores mensalidades → maiores evasões e maiores índices de inadimplência → maiores custos e assim sucessivamente. Além de beneficiar as instituições de ensino, a racionalização de custos tem, também, uma função social, na medida em que propicia que pessoas de classes sociais menos favorecidas financeiramente passem a ter acesso ao ensino superior.

1.5 OBJETIVOS DA PESQUISA

1.5.1 Objetivo Geral

Esta pesquisa tem como objetivo geral desenvolver uma metodologia que permita obter a melhor seqüência de oferta de disciplinas para cada turma existente de um curso superior de graduação considerado a fim de maximizar a unificação de disciplinas sem que comprometa a qualidade de aprendizagem dos alunos.

1.5.2 Objetivos Específicos

A pesquisa em questão tem os seguintes objetivos específicos:

- Criação de indicadores que mensurem o grau de desordem no currículo, ocasionado pela alteração na seqüência de oferta de disciplinas;

- Identificação e definição das variáveis, constantes e parâmetros essenciais para o sistema de otimização;

- Modelagem de um algoritmo de otimização que possibilite maximizar a unificação de disciplinas sem comprometer a qualidade de aprendizagem dos alunos.

1.6 METODOLOGIA DA PESQUISA

A pesquisa em questão é de natureza aplicada e enquadra-se na área da Pesquisa Operacional. Tem-se como objetivo obter seqüenciamentos adequados das disciplinas de um curso superior para todas as turmas consideradas, a fim de maximizar a unificação de disciplinas, e assim, reduzir a oferta de replicações de disciplinas em um mesmo momento. Essa redução na replicação de disciplinas conduz ao objetivo final da pesquisa que é a redução na carga horária de professores e, conseqüentemente, redução de custos. Diante do exposto, salienta-se que o problema é mono-objetivo de maximização, tendo como saída, o número previsto de disciplinas que deixarão de ser ofertadas. O algoritmo de otimização apresenta quatro restrições que serão explanadas posteriormente, entre as quais a limitação de desordem no currículo ocasionada durante o processo de otimização. O algoritmo tem como dados de entrada:

- a seqüência de disciplinas supostamente ideal no currículo do curso;
- o número de alunos e o momento que se encontra cada turma do curso e as turmas que irão iniciar num futuro breve;
- o índice de “perda” de alunos que ocorre em cada período do curso;
- a capacidade (número máximo de alunos) de cada disciplina do curso;
- a desordem máxima permitida no currículo durante o processo de otimização;
- os dados necessários para o cálculo dos indicadores de desordem.

A pesquisa é composta de três etapas, cada qual atendendo a um objetivo específico. A primeira etapa da pesquisa tem por objetivo criar indicadores que avaliem o grau de desordem

no currículo, ocasionado pela otimização realizada. Esses indicadores servem como restrição ao sistema de otimização que estipula o seqüenciamento de disciplinas para cada turma existente do curso considerado. São os balizadores na relação custo-benefício da otimização. A segunda etapa da pesquisa tem por objetivo identificar e definir as diversas variáveis, constantes e parâmetros essenciais ao sistema de otimização. A terceira etapa da pesquisa tem por objetivo criar um algoritmo de otimização com base em uma heurística que cumpra os objetivos da pesquisa em questão.

1.7 ESTRUTURA DA TESE

Esta tese está estruturada em uma seqüência lógica a fim de que o leitor possa ter uma idéia clara da pesquisa.

Neste capítulo 1 é apresentada uma introdução a respeito do tema pesquisado. Explora-se a contextualização e limitação da pesquisa, a justificativa para a sua realização, os objetivos, seja em termos gerais e parciais e as etapas da metodologia.

O capítulo 2 apresenta o referencial teórico que serve de base para a pesquisa em questão. Nesse referencial podem ser encontradas abordagens sobre seqüenciamento de produção, técnicas utilizadas para a criação dos indicadores mencionados e também uma abordagem geral sobre algoritmos de otimização adequados ao problema em questão, em especial, a Busca Tabu.

O capítulo 3 aborda todas as etapas da metodologia da pesquisa, contextualizando-a em todas as suas dimensões. São detalhadas as metodologias utilizadas em cada etapa da pesquisa.

O capítulo 4 apresenta o desenvolvimento do trabalho em conformidade com a metodologia proposta.

O capítulo 5 tem por objetivo validar a pesquisa desenvolvida. A validação foi realizada através da aplicação do sistema de otimização desenvolvido em dois cursos superiores de tecnologia com características distintas.

As considerações finais são apresentadas no capítulo 6.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

Para dar sustentação e subsídio ao desenvolvimento da pesquisa, faz-se necessário analisar, primeiramente, o que existe em termos de estudos e pesquisas sobre seqüenciamento de produção, pois, em última instância, o que se procura com essa pesquisa é fornecer seqüenciamentos adequados para um problema específico.

2.1 SEQÜENCIAMENTO E PROGRAMAÇÃO DE PRODUÇÃO

Existe uma vasta pesquisa a respeito de seqüenciamento de produção. Normalmente pesquisas nessa área estão atreladas, também, a problemas de tamanho de lotes de produção. Fandel & Hegene (2005, p.1) definem tamanho de lote (*lot sizing*) como "a quantidade de um produto a ser manufaturado em uma máquina continuamente sem interrupção". Ainda segundo os autores, a tarefa da programação é determinar a seqüência da produção na qual os produtos devem ser manufaturados na máquina. Sikora *et al.* (1995, p.661) contribuem nessa definição quando afirmam que o problema de seqüenciamento pode ser assim declarado: dado um tamanho de lote diário a ser produzido de diferentes produtos, como encontrar a seqüência na qual os lotes têm que ser liberados para processamento de forma que o tempo para processá-los seja minimizado.

Pesquisas sobre tamanho de lote de produção começaram com o modelo clássico *Economic Order Quantity* (*EOQ*). Este modelo refere-se a um processo produtivo de um único produto com demandas constantes (Jodlbauer, 2006) e sem restrição de capacidade (Drexl & Kimms, 1997). Segundo Drexl & Kimms (1997), uma vez que esse tipo de problema aparece em situações restritas, outros modelos foram desenvolvidos. Como primeiro exemplo tem-se o *ELSP* (*Economic Lot Scheduling Problem*), onde a restrição de capacidade passa a aparecer. Desde o modelo *EOQ*, diversas contribuições foram dadas ao tema, incorporando características de problemas reais (tais como *backlogging*, capacidade de produção, múltiplos produtos, múltiplas máquinas e múltiplos estágios) sobre o modelo básico (Beraldi *et al.*, 2006, p.140). Surgiram modelos como *DLSP* (*Discrete Lot Sizing Problem*), *CLSP* (*Capacitated Lot Sizing Problem*), *CSLP* (*Continuous Lot Sizing Problem*), *PLSP* (*Proportional Lot Sizing Problem*), *GLSP* (*General Lot Sizing Problem*), entre outros, cada qual atendendo a situações específicas.

Apesar das extensas pesquisas e explorações sobre seqüenciamento e tamanho de lote, sua utilização fica limitada nesta pesquisa. De acordo com Brahimi *et al.* (2006) os problemas de tamanho de lote são mais pertinentes em situações que envolvam inicialização entre lotes de produção de peças diferentes, o que não ocorre na situação desta pesquisa.

O *flowshop scheduling é* outra categoria de problema que aparece com muita freqüência em estudos de seqüenciamento e programação da produção. Ruiz & Maroto (2005) definem esse tipo de problema como um conjunto de *n* itens a serem produzidos em um conjunto de *m* máquinas, em uma mesma ordem. Assim, processa-se primeiro na máquina 1, depois na máquina 2, e assim sucessivamente até a máquina *m*. O objetivo neste tipo de problema é encontrar uma seqüência de processamento dos itens a fim de otimizar alguma variável, que normalmente é o tempo total de produção dos itens. Existem várias peculiaridades nesse tipo de problema que dão origem a uma diversidade de problemas dessa categoria. Entretanto, algumas características são comuns:

- cada item *i* é processado numa única máquina *j* em um determinado momento;
- cada máquina *j* processa um item de cada vez;
- o processamento de um item *i* em uma máquina *j* não pode ser interrompido;
- todos os itens são independentes e estão disponíveis para o processamento desde o início do processo;
- os tempos de inicialização podem ser ignorados;
- estoques em processo são permitidos.

Em instituições de ensino, a construção da grade horária (*timetabling)* constitui outra categoria de pesquisa nessa área de programação e seqüenciamento. Carter & Laporte (1997) exploraram, em seu trabalho, os cinco principais subproblemas que derivam da construção de grades horárias. Fizeram uma extensa pesquisa, também, a fim de averiguar os algoritmos mais utilizados em casa caso, bem como os estágios de aplicação prática.

O primeiro subproblema diz respeito à alocação das disciplinas de um curso na semana, ou seja, em que momento cada disciplina deve ser ofertada, seja em termos de dia e horário a fim de otimizar alguma variável. O segundo subproblema abordado aparece com menos freqüência no ensino superior; diz respeito à designação dos professores às turmas. Isso é mais comum na educação básica, pois nesse nível de ensino não se tem como restrição a disponibilidade de professores, haja vista que normalmente estão disponíveis quase que na totalidade do tempo para a instituição. O terceiro subproblema consiste na alocação de

disciplinas especiais (disciplinas de férias, por exemplo) de forma que alunos matriculados em mais de uma disciplina não tenham conflito em seus horários. O quarto subproblema visa atender a demanda dos professores em suas preferências, seja em termos de dias e horários de suas aulas, como na escolha das disciplinas. O quinto e último subproblema envolve a designação de salas de aula e outros espaços específicos em função do tamanho, localização e disponibilidade de recursos. Valdes *et al.* (2002) reitera que na maioria dos problemas reais existem combinações entre as subcategorias apresentadas anteriormente.

Burke & Petrovic (2002) definem a programação da grade horária como um problema de designação de uma série eventos em um número limitado de períodos de tempo. Observa-se nesta definição um conceito mais amplo, não restrito apenas à programação da grade horária escolar. É valida para qualquer situação em que se necessita alocar eventos e/ou recursos no tempo.

A categoria de problema de programação de grade horária escolar é a que mais se aproxima desta pesquisa, apesar de ainda assim diferir significativamente. Não foi identificada na literatura problemas de otimização aplicados a instituições de ensino que visem alterar a seqüência de oferta de disciplinas entre os períodos dos cursos a fim de otimizar algum recurso, como é o caso da pesquisa em questão. Percebe-se que a utilização da Pesquisa Operacional nas instituições de ensino fica restrita, de forma geral, à programação de grades horárias.

Há uma classe especial de problemas em que é extremamente difícil se obter a solução ótima global. Tais problemas incluem balanceamento de linhas de montagem, problemas de tamanhos de lote, programação da produção, entre diversos outros. Embora algoritmos exatos para resolver tais problemas existam, são inadequados devido ao tempo de processamento. Esses problemas pertencem a uma classe denominada de *NP-Hard* (AROSTEGUI, 2006, p.742). Tais problemas são típicos em otimização combinatória, comum de serem encontrados no dia-a-dia, nas mais diversas situações. Hertz & Widmer (2003) reiteram, ainda, que métodos heurísticos são comumente usados na prática nesses casos. Essa mesma opinião é compartilhada, também, por Colorni *et al.* (1996) que afirmam que as abordagens para resolver tais problemas são baseadas na enumeração completa das soluções factíveis e, portanto, requerem, num pior caso, um número exponencial de iterações. Quando um problema torna-se grande, como ocorre na maioria dos casos reais, nenhum algoritmo exponencial é viável na prática. Conclui-se disso tudo que a programação matemática clássica

não consegue lidar com problemas discretos de grande porte. Algoritmos de otimização tais como "*branch and bound*" e a programação dinâmica, que visam buscar a solução ótima, têm muitas limitações em lidar com muitos problemas dessa natureza.

Devido a isso, abre-se um caminho favorável para o uso de soluções heurísticas ou, especificamente, de metaheurísticas, tendo em vista que esses algoritmos são apropriados para problemas em que o número de soluções a serem analisadas é muito grande. Jans & Degraeve (2005) salientam que uma das principais razões para o sucesso das metaheurísticas é a flexibilidade e habilidade para lidar com problemas grandes e complexos.

Com base nas exposições apresentadas, fica evidente que a utilização de heurísticas e, em especial, de metaheurísticas é mais recomendada para problemas de seqüenciamento de produção, haja visto se tratar de um problema de otimização combinatória. A seguir é apresentada uma análise mais detalhada sobre essa categoria de algoritmos.

2.2 METAHEURÍSTICAS

Como mencionado anteriormente, os algoritmos heurísticos apresentam aplicação em problemas de otimização combinatória. Segundo Colorni *et al.* (1996), um problema de otimização combinatória é especificado por uma classe de instâncias onde uma instância é definida por um par (S,f), em que S é um conjunto finito de todas as soluções factíveis, chamado espaço de soluções, e a função custo f é um mapeamento $f: S \rightarrow R$. O valor ótimo de f (problema de minimização) é dado por:

$f_o = \min (f(i): i \in S)$,

e o conjunto de soluções ótimas é dado por:

$S_o = \{i \in S: f(i) = f_o\}$

A tarefa é encontrar alguma solução $i_o \in S_o$.

Antes de analisar com maior propriedade os algoritmos heurísticos, faz-se necessário definir de uma maneira mais formal o conceito de heurística.

> Uma heurística é uma técnica que busca alcançar uma boa solução utilizando um esforço computacional considerado razoável, sendo capaz de garantir a viabilidade ou otimalidade da solução encontrada ou, ainda, em muitos casos, ambas, especialmente nas ocasiões em que essa busca partir

> de uma solução viável próxima ao ótimo (GOLDBARG & LUNA, 2000, p.244).

Em síntese, as heurísticas podem ser entendidas como um conjunto de regras baseadas em bom senso para se obter uma solução desejada. As heurísticas constituem uma classe especial de algoritmos que visam obter soluções aproximadas da solução ótima para um grande problema de otimização combinatória ou mesmo em problemas de pequeno porte que necessitem de uma resposta em curto espaço de tempo, não propiciada pelos algoritmos exatos. Procuram alcançar uma solução satisfatória, equilibrando a relação qualidade da solução *x* tempo de resposta. Para tanto, fazem uso de estratégias diversificadas para buscar soluções viáveis sem terem que investigar todo o espectro de soluções. Hertz & Widmer (2003) afirmam que as primeiras heurísticas propostas tentaram sistematizar processos de otimização realizados por pessoas e não por máquinas.

Quando se fala em heurísticas é importante entender o conceito de busca ou pesquisa local e busca ou pesquisa global. Todo o espaço de soluções de um problema pode ser dividido em regiões. Quando um algoritmo intensifica a busca em uma determinada região, buscando a melhor solução ali, ele realiza uma busca local nessa região. Contribuindo nessa definição, Hertz & Widmer (2003, p. 248) afirmam que nos métodos de busca local, uma exploração intensiva numa região é executada, movendo-se, a cada iteração, de uma solução corrente para outra promissora localizada na vizinhança. Ghosh (2003) afirma que a busca local não garante a otimalidade global para a maioria dos problemas de otimização combinatória, mas geralmente retornam soluções de boa qualidade. Já Miettinen (2006, p.1103) pondera que os métodos de pesquisa local baseados no gradiente não podem ser aplicados a problemas não diferenciáveis e quando aplicados a problemas diferenciáveis multimodais, convergem para ótimos locais, os quais podem estar distantes de ótimos globais. Entretanto, há vários outros algoritmos que serão vistos posteriormente que não fazem uso da busca local. Nesses casos, os algoritmos investigam várias regiões em busca de uma boa solução. A esse tipo de busca é dado o nome de busca ou pesquisa global.

Colorni *et al.* (1996) advertem que duas características principais devem ser equilibradas na construção de um algoritmo heurístico:

- o nível de explotação, ou seja, a quantidade de esforço direcionado à pesquisa local na presente região de busca;
- o nível de exploração, ou seja, a quantidade de esforço gasto para procurar melhores soluções em regiões distantes.

Os autores advertem ainda que essas duas características são conflitantes. Nos algoritmos heurísticos iterativos há parâmetros que agem diretamente para a convergência de uma solução final. Há a necessidade de um equilíbrio entre o esforço computacional (número de iterações) e a eficácia da solução (qualidade da solução final). O projeto de boas heurísticas equilibra esses dois critérios. Uma convergência lenta evita ótimos locais, permitindo a exploração de um espaço maior de busca, aumentando-se a probabilidade de que a solução final seja um ótimo global. Entretanto, quanto mais lenta a convergência, maior é o tempo computacional para se chegar a uma solução. Essa afirmação é compartilhada por Azimi (2005) que reitera que a probabilidade de se encontrar uma melhor solução no método heurístico aumenta com o tempo permitido para se realizar a busca.

Youssef *et al.* (2001, p.167) salientam que o interesse nas heurísticas cresceu devido a sua generalidade, facilidade de implementação e, principalmente, sua robustez em resolver uma grande variedade de problemas. Todas as heurísticas, segundo os autores, têm diversas similaridades:

- São algoritmos de aproximação, ou seja, não garantem encontrar a melhor solução global;
- São "cegos", pois não sabem quando estão alcançando uma solução ótima. Portanto eles devem ser avisados sobre o momento de parar;
- Apresentam a propriedade "*Hill/Down climbing*", ou seja, melhoram a solução a cada passo em uma busca local (Esta propriedade não é válida na sua íntegra para as metaheurísticas);
- São generalistas, ou seja, podem ser implementados para resolver problema de otimização combinatória;
- Requerem uma representação da solução adequada, uma função custo e um mecanismo para investigar o espaço de busca;
- Sob certas condições, convergem para uma boa solução.

Goldbarg & Luna (2000) classificam as heurísticas em três classes: clássicas, estocásticas e analógicas, sendo que estas duas últimas englobam as metaheurísticas. Arroyo (2002), em sua obra, classifica as heurísticas sob outro ponto de vista. Subdivide-as, também, em três classes. Na primeira classe engloba as heurísticas construtivas, caracterizadas por construírem uma solução a partir de regras baseadas nos dados do problema. Na segunda classe os autores englobam as heurísticas de busca local, as quais, partindo de uma solução inicial, criam uma vizinhança e, por métodos iterativos de busca, encontram a solução ótima para aquela região pesquisada. A terceira classe de heurísticas são as chamadas

metaheurísticas. São métodos inteligentes e extremamente flexíveis, adaptáveis ao problema que se quer resolver. As metaheurísticas são estratégias inteligentes que buscam a otimalidade global, apesar de dificilmente conseguirem esse objetivo para problemas muito grandes. As estratégias utilizadas servem para fugir de ótimos locais na medida em que exploram o espaço de soluções, permitindo a escolha estratégica de soluções, mesmo sendo piores que as já encontradas. Mesmo não garantindo otimalidade global, as metaheurísticas podem encontrar uma grande quantidade de ótimos locais. Dentre as metaheurísticas, pode-se citar a Busca Tabu (*BT*), o *Simulated Annealing* (*SA*), os Algoritmos Genéticos (*AG*), os Algoritmos Meméticos, as Nuvem de Partículas, a Colônia de Formigas, a *Scatter Search*, entre outras, sendo as três primeiras as mais difundidas.

Assim como qualquer algoritmo heurístico, as metaheurísticas são técnicas muito eficientes em conseguir soluções sub-ótimas para problemas *NP-Hard* em um tempo aceitável. As metaheurísticas permitem uma modelagem precisa, entretanto não garantem o ponto ótimo da solução. O prefixo “meta” advém do fato de uma heurística se sobrepor a outra. Ou seja, em geral uma metaheurística constitui uma estrutura mais genérica baseada em princípios e conceitos, sobreposta à outra heurística específica de um problema em estudo.

Uma vantagem das metaheurísticas é a flexibilidade, ou seja, a facilidade como respondem bem aos mais diversos problemas. Zhihong *et al.* (2006) afirmam que o uso de metaheurísticas diversificadas é muito comum, mesmo para problemas de uma mesma classe. Relatam a aplicação das mais diversas heurísticas para problemas de programação de produção.

Uma das principais características que proporcionou, também, o sucesso das metaheurísticas é a possibilidade de combinar técnicas de busca local e de otimização não convexas, no qual soluções de pior qualidade são aceitas durante o processo de busca. Devido a isso, as metaheurísticas têm a possibilidade de fugir de ótimos locais, indo em busca de ótimos globais por uma região mais ampla do espaço de busca.

Jans & Degraeve (2006, p. 6) afirmam que é possível obter soluções infactíveis em um processo de busca de uma iteração para outra. Como tratar de tais situações? Uma opção apresentada por Kimms (1999) e por Dellaert *et al.* (2000) *apud* Jans & Degraeve (2006, p. 6) é descartar todas as soluções infactíveis ou atribuir um custo infinito a elas. Uma segunda

opção é atribuir alguma penalidade proporcional à infactibilidade obtida. Uma terceira opção é criar algum operador de reparo, utilizável quando uma solução encontrada é infactível.

Nos últimos quinze anos, muitos dos esforços de pesquisa têm se concentrado no desenvolvimento de metaheurísticas, usando principalmente dois princípios: pesquisa local (*Local Search*) e pesquisa populacional (*Population Search*), afirmam Hertz & Widmer (2003, p. 248). Essa mesma opinião é compartilhada por Miettinen *et al.* (2006) que afirmam que para melhorar a taxa de convergência, as metaheurísticas são freqüentemente hibridizadas com métodos de busca local de alta convergência.

Artigos recentes vêm demonstrando que a hibridização tem apresentado melhores resultados em muitos casos, comparados à aplicação de uma metaheurística pura. Segundo Miettinen *et al.* (2006), o interesse da hibridização é combinar elementos de diferentes heurísticas de forma a criar um novo algoritmo melhor que os algoritmos que o originaram. Os autores apresentam em seu trabalho uma proposta de taxionomia para as metaheurísticas híbridas, a qual é ilustrada na Figura 2.

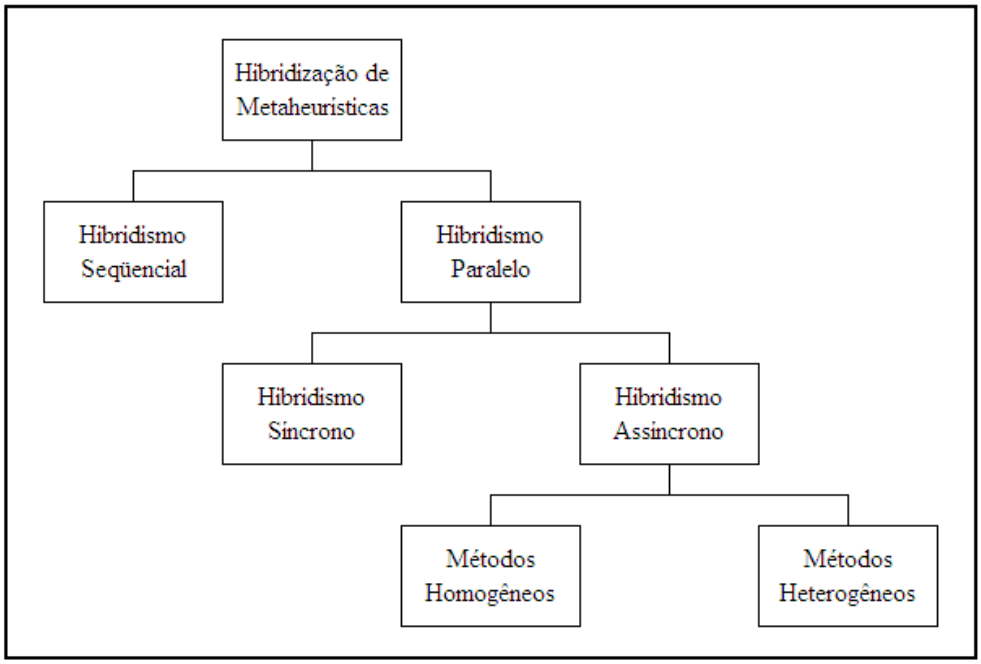

FIGURA 2 – Taxionomia para metaheurísticas híbridas

Em relação a cada um dos hibridismos apresentados, os autores explicam que:

- no hibridismo seqüencial um método é finalizado antes de outro iniciar;
- no hibridismo paralelo os métodos são executados em paralelo;
- no hibridismo paralelo síncrono, os diferentes algoritmos podem alterar de uma maneira pré-definida, mas a ordem de execução é sempre a mesma;

- no hibridismo paralelo assíncrono, os diferentes algoritmos operam concorrentemente. Esse tipo de algoritmo apresenta bom desempenho em computação paralela;
- no hibridismo paralelo assíncrono homogêneo, os métodos que trabalham em paralelo são os mesmos; no caso de serem diferentes chama-se hibridismo paralelo assíncrono heterogêneo.

Até o momento, foi apresentada uma visão geral sobre as características das heurísticas e, em particular, das metaheurísticas. Na seqüência será explicado com mais detalhes as principais metaheurísticas utilizadas.

2.2.1 Descrição das principais metaheurísticas utilizadas

Como já relatado, existe uma diversidade de metaheurísticas criadas para a resolução de problemas de otimização. Essa diversidade cresce quando se consideram as hibridizações realizadas. Na seqüência será apresentada uma descrição breve dos Algoritmos Genéticos (*AG*), do *Simulated Annealing* (*SA*) e uma análise mais aprofundada da Busca Tabu (*BT*), por se tratar de uma metaheurística apropriada para otimizações combinatórias, como é o caso da pesquisa em questão. A descrição das duas primeiras metaheurísticas apresentadas a seguir foi compilada, em boa parte, do trabalho de Hasan (2000).

2.2.1.1 Algoritmos Genéticos

O *AG* é a principal metaheurística de uma área conhecida por Computação Evolucionária ou Computação Evolutiva. A Computação Evolutiva é um ramo da Inteligência Computacional que propõe um paradigma heurístico para a solução de problemas, inspirado na teoria evolucionista darwiniana.

O *AG* é um algoritmo de busca inteligente o qual pode ser aplicado a uma grande variedade de problemas de otimização combinatória. A fundamentação teórica dos *AGs* foi feita originalmente por Holland *apud* Hasan (2000). Como já mencionado, a idéia dos *AGs* é baseada no processo evolucionário dos organismos biológicos que, durante o curso da evolução (evolução natural darwiniana), populações evoluem de acordo com os princípios da seleção natural. Indivíduos que melhor se adaptam ao ambiente apresentam maiores chances de sobreviver e de se multiplicar. Isso significa que os melhores genes serão transmitidos para as gerações futuras. Dessa forma o objetivo do *AG* é encontrar os indivíduos que melhor se adaptam ao ambiente, ou seja, que apresentam as melhores soluções possíveis. A mensuração

da adaptação de cada indivíduo ao ambiente é dada por uma função custo denominada de *fitness*. Quanto melhor o *fitness*, melhor a adaptação do indivíduo ao meio. No *AG*, cada indivíduo representa uma solução para o problema.

O *AG* opera na população de indivíduos modificando seus componentes (genes). É através dessa modificação que o algoritmo analisa o espaço de busca. Basicamente, o algoritmo usa duas operações principais para fazer tais modificações: cruzamento e mutação. O cruzamento consiste em combinar genes de indivíduos selecionados, originando novos indivíduos (filhos). O processo de mutação consiste em alterar alguns genes de indivíduos selecionados, gerando novos indivíduos geneticamente modificados. Segundo Wang *et al.* (2005), o desempenho dos *AG*s depende, fundamentalmente, dos parâmetros e operadores, sendo fácil causar convergência prematura para um ótimo local. Esta afirmação é confirmada por Lazzerini & Marcelloni (2000) que alertam para o fato de que, além de uma convergência prematura, uma má calibragem dos parâmetros pode levar, para certos tipos de problemas, a uma seqüência de soluções não factíveis. Wang *et al.* (2005) salientam que para alcançar um bom desempenho, faz-se necessário ajustar adequadamente o algoritmo a fim de equilibrar o processo de explotação *versus* exploração.

O processo de escolha da população inicial, dos parâmetros de mutação e cruzamento, dos critérios de parada, entre outros mecanismos de operação dos *AGs* fazem com que exista uma variedade muito grande do algoritmo. O processo de hibridização dos *AGs* com outros métodos têm, também, propiciado um bom desempenho. Um exemplo disso, segundo Wang *et al.* (2005), é a combinação do algoritmo básico do *AG* com a busca local (Algoritmo Memético).

2.2.1.2 *Simulated Annealing*

Simulated Annealing (*SA*) é uma técnica de relaxação estocástica largamente estudada nas últimas duas décadas e tem sua origem na Mecânica Estatística. A metodologia do *SA* faz uma analogia ao processo de anilamento dos sólidos. Num processo de anilamento, um sólido é aquecido a altas temperaturas e gradualmente resfriado até ocorrer a solidificação. No processo de resfriamento realizado rapidamente nos sólidos, fornece-se energia suficiente aos átomos para se organizaram estruturalmente a fim de alcançar o mínimo estado de energia. Esta analogia é utilizada na criação do algoritmo, com o estado do sólido correspondendo a uma solução factível, a energia em cada estado correspondendo a uma melhoria na função

objetivo e o mínimo estado de energia como sendo a solução ótima. O interesse no uso de *SA* para resolver problemas de otimização combinatória começou com o trabalho de Kirkpatrick *et al.* (1983) (HASAN *et al.*, 2000).

O *SA* usa abordagem estatística para guiar sua busca, movendo-se de uma solução para outra em uma vizinhança, aceitando com certa probabilidade esse movimento, mesmo quando a qualidade da nova solução é pior que a atual. Esse mecanismo possibilita fugir de ótimos locais, "varrendo" um maior espaço da região de factibilidade. Isso ocorre com maior probabilidade nos estágios iniciais da busca. Na medida em que o algoritmo avança em sua busca torna-se cada vez mais restrito o movimento para soluções piores.

Um dos principais parâmetros desse algoritmo é conhecido como temperatura. Este parâmetro atua como a temperatura de resfriamento no processo de anilamento real. Ou seja, é um dos principais responsáveis pela taxa de convergência do algoritmo, apresentando responsabilidade direta no equilíbrio entre a qualidade da solução e a rapidez da busca. Muitas formulações matemáticas têm sido realizadas a fim de modelar o decréscimo dessa temperatura ao longo das iterações. Entretanto, outros parâmetros são fundamentais para o sucesso do algoritmo, tais como a temperatura inicial considerada e o critério de parada.

Diversas vantagens e desvantagens do *SA* são discutidas em Ingberg *apud* Miettinen *et al.* (2006). Dentre as vantagens, pode-se citar a facilidade de implementação do algoritmo e a possibilidade, comprovada estatisticamente, de se obter o ótimo global. Como desvantagem pode-se citar a baixa taxa de convergência e o fato de não fornecer qualquer garantia de otimalidade nos casos práticos.

2.2.1.3 Busca Tabu

Desenvolvido a partir de conceitos de inteligência artificial, a Busca Tabu (*BT*), ou originalmente *Tabu Search*, foi criada por Glover (1989) e é uma recente metaheurística criada (HEDAR & FUKUSHIMA, 2006, p. 329). Uma infinidade de refinamentos tem sido feita desde então, adequando a técnica a aplicações específicas.

As definições e conceitos apresentados a seguir sobre a *BT* foram, quase na totalidade, obtidos dos trabalhos de Glover (1989, 1990).

A palavra *tabu* (ou *taboo*) vem do Tongan, uma linguagem da Polinésia, para indicar coisas que não podem ser tocadas por serem sagradas. No algoritmo de *BT* o termo *tabu*

refere-se à proibição de visitar repetidamente um mesmo conjunto de soluções, evitando, assim, ficar preso a ótimos locais ou gastando muito tempo em buscas infrutíferas.

A *BT* é utilizada em uma grande variedade de aplicações: planejamento de recursos, telecomunicações, análise financeira, programação de produção, planejamento de espaços, distribuição de energia, engenharia molecular, logística, classificação de modelos, manufatura flexível, exploração mineral, análise biomédica, conservação ambiental, entre outras. Dentre as diversas aplicações comuns para o algoritmo, encontra-se, também, a programação de cursos para instituição de ensino, citado anteriormente, e que remete à pesquisa em questão.

Antes de explicar o algoritmo de *BT* é importante apresentar a estratégia utilizada pelo método da descida (método de busca local) a fim de obter uma boa solução para um problema de minimização. Tal explicação preliminar deve-se ao fato de que a *BT* apresenta alguns conceitos similares a esse algoritmo, na sua forma mais simples. O método de descida parte de uma solução factível inicial e, na seqüência, analisa todos os possíveis vizinhos de uma solução, escolhendo aquele que resulta no menor valor para a função objetivo. Esse procedimento continua até o momento em que nenhum vizinho propicie melhor resultado que a solução corrente (mínimo local), ocasião em que o algoritmo termina seu procedimento. Devido a essa característica do algoritmo ele também é chamado de método guloso. Assim, o método pode ser traduzido nesse simples algoritmo de três passos.

Passo 1: Escolha uma solução inicial i em S
Passo 2: Encontre o melhor j em S(i) tal que $f(j) \leq f(k)$ *para qualquer* $k \varepsilon S(i)$
Passo 3: Se $f(j) \geq f(k)$ *então pare. Senão faça* $i \leftarrow j$ *e volte para o Passo 2*

Pode-se considerar que o princípio básico de operação da *BT*, assim como de várias heurísticas, é o mesmo que do método de descida: realizar trocas de parâmetros de uma determinada solução para a obtenção de melhores soluções. Entretanto, na *BT* foram implementadas diversas estratégias inteligentes para fugir de ótimos locais. Uma das estratégias incorporadas no algoritmo é a possibilidade de admissão de movimentos que conduzem a soluções piores que as soluções que a antecederam. Assim, com a incorporação dessa estratégia, o algoritmo procura, a cada iteração, selecionar a melhor solução vizinha, independentemente desta solução ser melhor ou pior que a anterior. Como salientam Colorni *et al.* (1996), o algoritmo leva em conta o histórico passado das buscas, alterando a sua vizinhança. O método opera selecionando, a cada iteração, a melhor solução avaliada na vizinhança modificada. Entretanto, em muitas situações, avaliar toda a vizinhança torna-se muito dispendioso em termos computacionais. Duas estratégias são comumente utilizadas

para resolver esse problema: i) encontrar na vizinhança o primeiro movimento que melhore a função objetivo, e; ii) encontrar o melhor movimento em um sub-conjunto da vizinhança criado estrategicamente através de uma técnica denominada lista de candidatos.

Entretanto, apenas esse mecanismo não é suficiente para escapar de soluções ótimas locais, uma vez que esta estratégia pode conduzir a soluções previamente geradas, provocando o que se conhece por soluções cíclicas. Para contornar esse obstáculo, o algoritmo usa o conceito de lista tabu. Esta lista, que é suportada por uma memória de curto prazo, armazena dados dos últimos movimentos (ou outros parâmetros), tornando-os proibitivos por um determinado número de iterações (tempo tabu). O procedimento básico da *BT* chega ao fim quando alcança um critério de parada previamente determinado. O algoritmo a seguir ilustra a heurística básica utilizada pela *BT*.

Passo 1: Selecione uma solução inicial $s \in S$
Passo 2: Atribua $s^* \leftarrow s$
Passo 3: Gere um subconjunto $N^* \subset N$*, tal que os elementos de* N^* *não estejam na lista tabu e atendam a um critério de aspiração estabelecido*
Passo 4: Escolha a melhor solução $n \in N^*$
Passo 5: Se n for melhor que s^**, então* $s^* \leftarrow n$
Passo 6: Faça $s \leftarrow n$
Passo 7: Atualize a lista tabu
Passo 8: Se o critério de parada for satisfeito, vá para o Passo 9, senão, retorne ao Passo 3
Passo 9: Retorne s^*

O tempo tabu, também denominado de período tabu, pode ser estático ou dinâmico. Na situação estática, o tempo tabu é fixo durante todo o processo de busca, ou seja, todos os atributos permanecem na lista tabu (tabu-ativos) durante um mesmo número de iterações. Já na situação dinâmica o tempo tabu não é fixo, fazendo com que os atributos apresentem períodos tabus diferentes durante o processo de busca.

2.2.1.3.1 Conceito de memória na Busca Tabu

O uso extensivo de estruturas de memória é uma das principais características da *BT*. Enquanto a maioria dos algoritmos usa memória somente para armazenar os melhores resultados alcançados, a *BT* a utiliza, também, para armazenar os caminhos já visitados pelo algoritmo. Essa informação é utilizada para guiar sua busca, evitando que retorne a lugares já visitados. Como já mencionado, a função básica da lista tabu é prevenir ciclos. Lista tabu de pequeno tamanho faz com que o algoritmo explore soluções “próximas” de um ótimo local; lista tabu de grande tamanho dirige a busca para uma região distante do ótimo local (situações de intensificação e diversificação, respectivamente, que serão abordadas posteriormente). Se a

lista tabu for pequena demais, esta regra pode não ser alcançada; se for longa demais, criam-se muitas restrições, podendo causar deterioração na qualidade das soluções. Assim, o tamanho dessa lista gera o compromisso entre a qualidade da solução e o desempenho do algoritmo. Em um problema de otimização é difícil determinar um valor apropriado para o tamanho dessa lista. Sugere-se, assim, trabalhar-se com um tamanho de lista tabu variável (lista tabu dinâmica) ao invés de se trabalhar com um tamanho fixo (lista tabu estática).

A estrutura de memória na *BT* pode ser vista sob quatro dimensões: recência, freqüência, qualidade e influência. A dimensão de recência refere-se ao armazenamento de atributos de soluções recentemente visitadas, servindo para se prevenir contra a ciclagem, ou seja, contra visitas freqüentes a soluções já visitadas. A dimensão de freqüência refere-se ao monitoramento de atributos pertencentes a boas soluções ou que propiciam movimentos que conduzem a boas soluções. Tal monitoria serve para o processo de intensificação ou diversificação, abordados posteriormente. A dimensão da qualidade refere-se à identificação de elementos que fornecem boas soluções ou que propiciam movimentos que conduzem a boas soluções. Isso serve para fornecer ao algoritmo a capacidade de aprendizagem baseada no incentivo ou na penalidade. A dimensão da influência considera o impacto das escolhas feitas durante o processo de busca, não somente na qualidade, mas também na estrutura. O armazenamento de informações sobre elementos pertencentes a boas soluções incorpora ao algoritmo um nível adicional de aprendizagem.

No aspecto temporal, as memórias utilizadas na *BT* podem ser classificadas em memórias de curto prazo (*short term memory*) e memórias de longo prazo (*longer term memory*). Cada uma dessas memórias apresenta papel distinto na implementação das estratégias da *BT*. Entretanto, ambas as memórias provocam o mesmo efeito: mudam a vizinhança da solução corrente considerada. As memórias de curto prazo (memória baseada em recência) guardam atributos de soluções que mudaram no passado recente, sendo utilizadas para a criação das listas tabus. Já as memórias de longo prazo (memória baseada em freqüência) guardam atributos de boas soluções e/ou bons movimentos do passado para serem usados no processo de intensificação e/ou no processo de diversificação.

Há basicamente dois tipos de medidas de freqüência: medidas de transição e medidas de residência. Enquanto as medidas de transição contam o número de vezes que um atributo foi modificado, as medidas de residência contam o número de iterações que um atributo permaneceu em uma posição particular.

2.2.1.3.2 Estratégias de intensificação e de diversificação na Busca Tabu

As estratégias de intensificação têm por objetivo realizar uma investigação mais apurada em certas regiões do espaço de busca, consideradas promissoras. Tais estratégias são baseadas na modificação de regras a fim de incentivar movimentos próximos a essas boas soluções históricas. Já as estratégias de diversificação têm por objetivo realizar a busca em regiões não visitadas, gerando, para isso, soluções que diferem significativamente daquelas obtidas anteriormente.

Com o objetivo de intensificar a busca em regiões promissoras, primeiramente deve-se voltar a uma boa solução encontrada até o momento e, então, diminuir o tamanho da lista tabu. É importante, também, dar alta prioridade às soluções que apresentam características comuns com a corrente solução. Isso pode ser feito com a inclusão de um termo adicional na função objetivo que penalizará soluções distantes da corrente.

As memórias de longo prazo (memórias de freqüência) têm um papel fundamental no processo de intensificação. Elas podem registrar os atributos das melhores soluções encontradas até o momento da busca e calcular a freqüência com que apareceram nessas soluções de elite. Dessa forma, a memória fornece subsídio para a criação de estratégias que incentivem a reincidência desses atributos nas soluções futuras. Uma simples estratégia que também pode ser utilizada na intensificação consiste em “congelar” os componentes das soluções que são considerados atrativos e reiniciar a busca modificando apenas o restante dos atributos.

Já no caso da diversificação, a memória de freqüência pode registrar as regiões mais visitadas durante o processo de busca até então, dando subsídio para que, em um processo de reinicialização do algoritmo, por exemplo, o mesmo reinicie sua exploração em uma região menos explorada. Isso pode ser feito através da penalização de soluções freqüentemente visitadas. Entretanto, existem situações onde há um número elevado de restrições e, por conseqüência, soluções infactíveis são comuns, servindo, muitas vezes, como barreiras intransponíveis para a diversificação. Relaxando essas restrições e penalizando suas violações, tais barreiras passam a ser transponíveis, dando possibilidade à exploração de regiões distantes. Durante essa fase, soluções infactíveis podem ser visitadas. Para obter novamente soluções factíveis, basta aumentar gradativamente a penalidade pelas violações de factibilidade.

Pode-se perceber que tanto a diversificação como a intensificação são estratégias inteligentes na busca de boas soluções. Daya & Fawzan (1998) contribuem para a concepção de um bom algoritmo quando alertam para o fato de que o uso extensivo dessas estratégias compromete o desempenho do algoritmo em termos de rendimento. Consideram que o estabelecimento de um balanço efetivo entre essas duas estratégias é um princípio chave da *BT*.

2.2.1.3.3 Critérios de aspiração

Como já foi mencionado anteriormente, a lista tabu tem por finalidade impedir a ciclagem, ou seja, que a busca retorne a lugares já visitados. Porém, ao proibir tais movimentos pode-se também, como efeito colateral, estar proibindo de se visitar regiões nunca antes visitadas. Assim, faz-se necessária a criação de uma estratégia que monitore essa situação, ou seja, que execute movimentos tabus sob certas ocasiões: esse é o papel do critério de aspiração.

Existem alguns tipos de critérios de aspiração:

- Aspiração por objetivo: a aspiração é satisfeita se o movimento leva a uma solução melhor que todas as outras soluções anteriormente encontradas;
- Aspiração por direção de busca: a aspiração é satisfeita se a direção da busca (melhorando ou não melhorando) não for alterada;
- Aspiração por *default*: a aspiração é satisfeita se todos os movimentos são tabus. Neste caso seleciona-se o movimento mais antigo da lista tabu.

2.2.1.3.4 Critérios de parada

Como a *BT* não é um algoritmo exato, ou seja, não garante a solução ótima, é necessário estabelecer algum critério ou critérios de parada do algoritmo. Diversos critérios podem ser considerados:

- quando são encontradas evidências que uma solução ótima foi encontrada;
- quando o valor da função objetivo alcança um valor pré-estabelecido;
- depois de um número fixo de iterações;
- depois de um número fixo de iterações sem melhoria na função objetivo;
- depois de uma quantidade de tempo de CPU;
- depois de realizar uma seqüência de fases (ex: fase de diversificação, fase de intensificação, etc.).

De tudo o que foi apresentado sobre a *BT* pode-se chegar a algumas conclusões sobre a heurística em questão. Como ponto positivo, pode-se destacar a capacidade da heurística em permitir soluções sem melhoria para fugir de uma solução ótima local; sua aplicabilidade em problemas com espaço de soluções contínuas ou não, e; sua aplicabilidade em problemas de grande dimensão. Em contrapartida, necessita que muitos parâmetros sejam definidos e ajustados; pode gerar muitas iterações, e; pode não encontrar a solução ótima global.

Na sessão seguinte são apresentadas algumas comparações entre as metaheurísticas apresentadas em termos de desempenho prático.

2.2.2 Uma análise comparativa das metaheurísticas em termos de desempenho

Segundo Arostegui *et al.* (2006), muitos artigos foram publicados nos últimos anos a respeito das principais metaheurísticas, tais como *Simulated Annealing*, Busca Tabu e Algoritmos Genéticos. Entretanto, segundo os autores, há poucos estudos comparativos entre esses três algoritmos. Isso dificulta uma análise comparativa.

Conforme relata Youssef *et al.* (2001), duas medidas são normalmente usadas para comparar algoritmos de otimização: o tempo (custo computacional) para encontrar a solução e a qualidade da mesma. Ruiz & Maroto (2005) fizeram uma extensa revisão das heurísticas e metaheurísticas aplicadas por diversos pesquisadores em problemas de seqüenciamento de produção. Implementaram e testaram 25 algoritmos sobre um conjunto de exemplos. Referente às metaheurísticas, concluíram que o *SA*, a *BT* e o *AG* apresentam bom desempenho para esse tipo de problema. Reiteram, entretanto, que o *AG* necessita de boa inicialização de população ou bom conhecimento do problema a fim de alcançar bons resultados. Ainda referente ao seqüenciamento de produção, Józefowska *et al.* (1998) aplicaram as três metaheurísticas a esse tipo de problema. Realizaram o experimento para um conjunto de parâmetros em cada uma das metaheurísticas propostas. Mediram o comportamento da convergência e o desempenho sobre um conjunto de exemplos gerados aleatoriamente. Após comparação das metaheurísticas citadas, concluíram que a *BT* teve melhor desempenho, na medida em que apresentou as melhores soluções para todos os tamanhos de problemas testados.

Sinclair (1993) também implementou as três metaheurísticas a um problema de otimização, ajustando os parâmetros em cada algoritmo a fim de obter a melhor qualidade em

termos de solução e tempo computacional. Suas conclusões foram de que o *AG* teve pior desempenho em relação às outras metaheurísticas no que consiste ao tempo computacional. Ao se comparar *SA* e *BT*, Sinclair (1993) destaca que a *BT* forneceu melhores resultados em 3 de cada 4 casos estudados, embora o tempo computacional em ambos os algoritmos foram compatíveis. Resultados semelhantes podem ser encontrados no artigo de Lee & Kim *apud* Arostegui *et al.* (2006). Eles aplicaram as mesmas três metaheurísticas em outros problemas de otimização e concluíram que a *BT* e o *SA* apresentaram desempenho semelhante, enquanto o *AG* um desempenho um pouco pior. Youssef *et al.* (2000) também implementaram e testaram as mesmas metaheurísticas em cinco diferentes problemas de otimização de distribuição de componentes eletrônicos em placas de circuito impresso. Eles compararam o desempenho dos três algoritmos em relação aos seguintes aspectos:

- qualidade da melhor solução obtida em cada uma das heurísticas.
- progresso da pesquisa de uma solução inicial até encontrar um critério de parada.
- custo computacional para encontrar a melhor solução.
- número de soluções encontradas em sucessivos intervalos.

Os autores observam que entre os três algoritmos testados a *BT* apresentou o melhor desempenho. Hasan *et al.* (2000) aplicaram *AG*, *SA* e BT para uma série de problemas cuja função objetivo era do tipo pseudo-booleana quadrática, funções estas que modelam uma grande quantidade de problemas. Nas suas pesquisas concluíram que as soluções finais não apresentaram diferenças significantes. Concluíram, entretanto, que o *AG* apresentou melhor desempenho médio nas soluções propostas em menos tempo computacional e que a *BT*, comparado com o *AG* e com o *SA*, não foi satisfatória. Kincaid *apud* Arostegui *et al.* (2006) comparou a *BT* e o *SA* em problemas de localização de facilidades e concluiu que a *BT* apresentou melhor desempenho em relação ao *SA*. Já Drezner (2002), em seu trabalho, comparou o desempenho de cinco heurísticas ao resolver um problema variante de alocação de facilidades e concluiu que o *SA* apresentou melhor desempenho.

Pela breve apresentação anterior, pode-se concluir que as três metaheurísticas apresentam desempenho compatível, talvez com o *AG* tendo um desempenho um pouco pior. Vale salientar que a análise anterior foi feita utilizando-se das metaheurísticas originais, ou seja, sem hibridização. Estudos recentes afirmam que a hibridização de heurísticas tem apresentado bons resultados.

Arostegui *et al.* (2006) afirmam que não há uma heurística que apresente melhor desempenho que outra, variando de problema para problema. Suas observações podem estar fundamentadas num importante estudo teórico a respeito das metaheurísticas relatado por Wolpert & Macready *apud* Youssef *et al.* (2000), que provaram um número de teoremas que afirmam que o desempenho médio de qualquer algoritmo iterativo (determinístico ou não) sobre todos os problemas é idêntico. Ou seja, se um algoritmo apresenta melhor desempenho sobre uma determinada classe de problemas, então ele necessariamente terá pior desempenho sobre outros tipos de problemas. Deve ser observado, entretanto, que os teoremas relatados não incluem o conhecimento prévio que se pode ter do problema, o que é importante.

De tudo o que aqui foi apresentado sobre as heurísticas e metaheurísticas, pôde-se concluir que o sucesso da aplicação de um algoritmo de otimização heurístico depende muito mais do conhecimento do problema e da experiência do pesquisador em calibrar os parâmetros do algoritmo adequadamente do que propriamente da heurística ou metaheurística escolhida. Obviamente que em função dos resultados encontrados, pode-se obter um direcionamento para a escolha do algoritmo de otimização utilizado na pesquisa em questão.

Como já mencionado, o processo de otimização deste problema de pesquisa está restrito a indicadores que servem como avaliadores do grau de desordem ocasionado no currículo durante o processo de otimização. Tendo em vista a necessidade de se levar em consideração aspectos subjetivos na geração dos indicadores, far-se-á uma análise do Método de Análise Hierárquica como uma alternativa inspiradora no auxílio da criação dos mesmos.

2.3 O MÉTODO DE ANÁLISE HIERÁRQUICA

A Pesquisa Operacional clássica utiliza técnicas matemáticas precisas que proporcionam racionalidade à tomada de decisão. Os resultados fornecidos pelas técnicas da pesquisa operacional são, na maioria das vezes, incontestáveis e apontam soluções aos problemas com objetividade. Entretanto, muitos problemas cotidianos que requerem tomadas de decisão são complexos e envolvem dados e variáveis subjetivas, o que impede uma aplicação totalmente eficaz das técnicas clássicas da Pesquisa Operacional. Nesse contexto encontram-se problemas com soluções discretas que fazem uso do Método de Análise Hierárquica, o qual será abordado na seqüência.

2.3.1 Fundamentos do Método de Análise Hierárquica

O Método de Análise Hierárquica (*Analytic Hierarchy Process – AHP*) é um entre tantos outros métodos de auxílio à tomada de decisão. A tomada de decisão, nesse caso, pode ser entendida como resultado de um processo de escolha de uma entre diversas alternativas possíveis na solução de um problema qualquer. O objetivo dos métodos de auxílio à tomada de decisão, como é o caso do *AHP*, é buscar identificar a melhor escolha possível dentre as alternativas existentes, lidando com incertezas durante o processo de solução.

O Método de Análise Hierárquica foi criado por Thomas Saaty na década de 70 para solucionar um problema específico de planejamento de contingência. Desde então, sua utilização foi estendida a várias áreas e aplicações, além de pesquisas desenvolvidas a fim de aprimorar o método.

Para Vaidya & Kumar (2006), o método *AHP* é um dos mais utilizados como ferramenta de tomada de decisão multicritério, com aplicação nas áreas das ciências sociais, da educação, da manufatura, da política, da engenharia, do governo, entre outras áreas. Essa opinião é compartilhada por Gass & Rapcsák (2004) que salientam que o *AHP* tem se posicionado como uma técnica dominante em decisões multicritério, tanto por pesquisadores como por outros profissionais.

Como mencionado, o método proposto por Saaty visa identificar a "melhor" solução para um determinado problema dentre *n* soluções possíveis. O nome "hierárquico" advém da forma como o problema é estruturado para a aplicação da técnica. A Figura 3 ilustra a estruturação de um problema hipotético. Pode-se observar da figura a seguinte estrutura hierárquica: o primeiro nível da hierarquia consiste no objetivo do problema, que é alcançado com a escolha da alternativa adequada. O segundo nível da estrutura apresenta os critérios a serem considerados e que afetam diretamente o objetivo do problema. O terceiro e último nível apresenta as possíveis alternativas para o problema.

Verifica-se, pela figura, que existem *n* alternativas as quais são analisadas sob *m* critérios distintos. Para cada critério considerado todas as alternativas são comparadas entre si. Julgamentos subjetivos são realizados comparando-se o desempenho de uma alternativa em relação à outra, gerando matrizes de comparação. Processos adequados sobre essas matrizes geram um vetor com o peso de significância de cada alternativa em relação ao

problema em questão. Saaty (1993) faz uma análise desse vetor sob duas óticas. A primeira diz respeito à ordem de preferência; a outra, à intensidade dessas preferências.

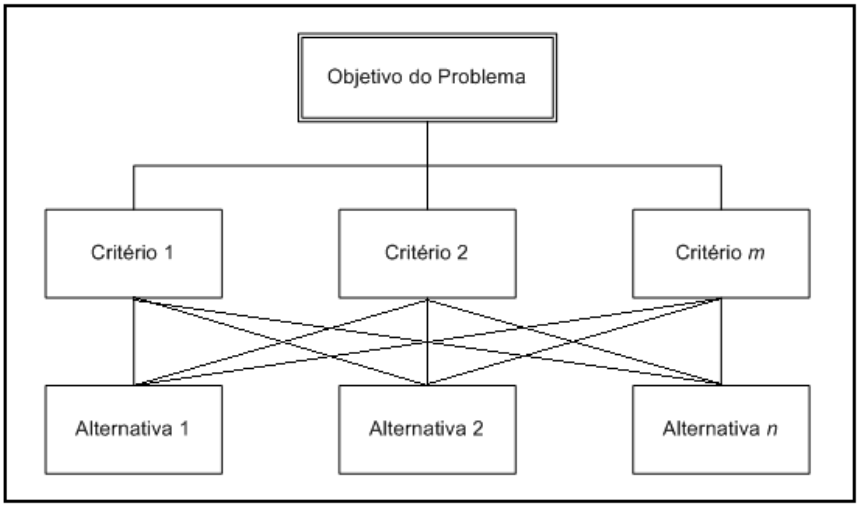

FIGURA 3 – Estruturação de um problema para aplicação do método *AHP*

Para cada critério gera-se uma matriz de comparação onde todas as alternativas são comparadas entre si. Essa comparação deve ser realizada por uma pessoa ou grupos de pessoas que conhecem em profundidade o problema. O Quadro 1 a seguir apresenta a escala proposta por Saaty (1991) para se realizarem as comparações.

Intensidade de Importância	**Definição**	**Explicação**
1	Mesma importância	As duas atividades contribuem igualmente para o objetivo.
3	Importância pequena de uma em relação a outra	A experiência e o julgamento favorecem levemente a atividade *i* em relação à atividade *j*.
5	Importância grande ou essencial	A experiência e o julgamento favorecem fortemente a atividade *i* em relação à atividade *j*.
7	Importância muito grande ou demonstrada	A atividade *i* é muito fortemente favorecida em relação à *j*; sua dominação de importância é demonstrada na prática.
9	Importância absoluta	A evidência favorece a atividade *i* em relação à *j* com o mais alto grau de certeza.
2,4,6,8	Valores intermediários entre os valores adjacentes	Quando se procura uma condição de compromisso entre duas definições.
Recíprocos dos valores acima	Utilizado quando a experiência e o julgamento favorecem a atividade *j* em relação à atividade *i*.	

QUADRO 1 – Escala de julgamentos proposta por Saaty

As matrizes são construídas através de comparações feitas por especialista(s), em que a alternativa *i* é comparada à alternativa *j* em relação a um critério considerado. A intensidade de importância é utilizada pelo(s) especialista(s) para indicar o quanto a alternativa *i* é mais

importante que a alternativa *j* em relação ao critério que está sendo analisado. Tendo-se essa comparação, o valor da alternativa *j* em relação à alternativa *i* é dada por:

$a_{ji} = 1/a_{ij}$ (1)

onde

a_{ij} = intensidade de importância da alternativa *i* em relação a alternativa *j* no critério que está sendo analisado;

a_{ji} = intensidade de importância da alternativa *j* em relação a alternativa *i* no critério que está sendo analisado.

As matrizes positivas originadas desses julgamentos fazem parte de uma classe especial de matrizes denominadas de matrizes recíprocas. Uma matriz $A = (a_{ij})$ positiva de ordem *n* é recíproca se $a_{ij} = 1/a_{ji}$ e $a_{ii} = 1$.

Quando o julgador preenche a matriz de julgamentos, ela pode resultar consistente ou não. Se ela é consistente então todos os elementos a_{ij} têm exatamente valores $a_{ij} = w_i/w_j$ (em que $w_1, w_2, \ldots, w_n$ compõem o vetor de pesos) e a condição $a_{ij} = a_{ik} \times a_{kj}$ é satisfeita para todo $i, j, k = 1,2,3\ldots,n$. Nesse caso a matriz é considerada consistente e pode ser representada como $A_c = \{w_i/w_j\}$. Em caso contrário, diz-se que a matriz é inconsistente.

Entretanto, normalmente os julgamentos são inconsistentes, ou seja, a matriz é raramente recíproca e a regra $a_{ij} = a_{ik} \times a_{kj}$ é normalmente violada. Isso não ocorre intencionalmente. Saaty (1991, p.122) contribui com a análise de consistência com a seguinte ponderação a respeito de transitividade.

> É necessário destacar a importância da transitividade nesse contexto. Há dois tipos de transitividade. Um é ordinal e o outro é cardinal. O primeiro é que se *A* é preferido em relação a *B* e se *B* é preferido em relação a *C*, *A* deve ser preferível a *C*. O segundo é que se *A* é preferido três vezes em relação a *B* e *B* é preferível duas vezes em relação a *C*, então *A* deve ser preferível seis vezes em relação a *C*. Uma matriz consistente é cardinalmente transitiva e, portanto, ordinalmente transitiva. Como capturar a transitividade numérica necessária em uma matriz inconsistente para produzir um vetor de prioridade é uma preocupação crucial.

O nível de inconsistência pode variar por muitas razões objetivas e subjetivas, mas ela geralmente cresce com o tamanho da matriz de comparação (SRDJEVIC, 2005, p.1901). Mas como se resolve esse problema de inconsistência? Na prática o que se faz é aproximar uma matriz recíproca positiva *A* de ordem *n* por um vetor *w*, cujos elementos $w_i \in R^n_+$, tal que a matriz formada pela razão (w_i/w_j) $i, j = 1,\ldots, n$ seja a melhor aproximação de *A*. O método do

autovetor de Saaty resulta em um vetor de prioridade $w = (w_i) \in R^n_+$, e um número de inconsistência λ_{max} (GASS & RAPCSÁK, 2004, p.574).

A inconsistência, apesar de ser comum, é um problema para o *AHP*. Saaty (2003) adverte que um vetor de prioridade tem muito menos validade para uma matriz recíproca arbitrária do que para uma matriz recíproca consistente. A medida de consistência permite refazer alguns julgamentos em alguns pontos específicos a fim de melhorar a consistência geral. A participação de várias pessoas permite a compensação entre dados diferentes. Pode ainda favorecer a criação de um diálogo sobre qual deveria ser a relação real: um verdadeiro compromisso entre vários julgamentos representando experiências diversas (SAATY, 1991). Esse assunto será mais detalhado posteriormente.

A demonstração a seguir feita por Saaty (1991) mostra como os pesos das alternativas podem ser dados por um autovetor em uma matriz consistente.
Como já apresentado anteriormente,

$$a_{ij} = \frac{w_i}{w_j} \quad i, j = 1,\ldots..,n \tag{2}$$

Assim,

$$a_{ij} \cdot \frac{w_j}{w_i} = 1$$

e, conseqüentemente,

$$\sum_{j=1}^{n} a_{ij} \frac{w_j}{w_i} = n \quad i=1,\ldots,n$$

ou

$$\sum_{j=1}^{n} a_{ij} w_j = n w_i \quad i=1,\ldots,n \tag{3}$$

O que é equivalente a

$$Aw = nw \tag{4}$$

Pode ser observado claramente que *w* é o autovetor correspondente ao autovalor de valor *n*. Neste caso *w* é chamado de autovetor principal da matriz *A*. O método padrão para calcular o valor dos pesos da matriz do *AHP* é tomar o autovetor *w* e então normalizar a soma dos componentes igual a 1.

Quando a matriz é consistente, o valor de λ_{max} (maior autovalor da matriz) é igual a n. Entretanto, quando a matriz é inconsistente (como ocorre na maioria dos casos), o valor de λ_{max} aumenta, ou seja, quanto maior a diferença entre λ_{max} e n, maior a inconsistência da matriz.

2.3.2 Consistências dos julgamentos

A partir de agora será realizada uma análise mais criteriosa a respeito da consistência das matrizes de julgamentos, pois as técnicas aqui utilizadas serão fundamentais para a criação dos indicadores de avaliação de desordem do currículo.

Saaty (1991) define inconsistência como uma violação da proporcionalidade entre os pesos das alternativas. Salienta-se que o importante não é o caso de julgamentos serem inconsistentes em comparações específicas, mas quão fortemente a consistência é violada no sentido numérico para o estudo geral de um problema. Vale salientar que no estudo do *AHP* a consistência não se refere à transitividade da preferência (se *A* é preferível a *B*), mas a intensidade com que essa preferência ocorre (*A* é 5 vezes mais preferível a *B*). A esse tipo de transitividade dá-se o nome de preferência cardinal; à outra, preferência ordinal.

Um caso óbvio de matriz consistente é aquele no qual as comparações são baseadas em medidas exatas onde os pesos $w_1,\ldots,w_n$ já são conhecidos. Então:

$a_{ij} = w_i / w_j \quad i, j = 1,\ldots,n$

e então

$a_{ij} \,.\, a_{jk} = (w_i \,.\, w_j)/ (w_j \,.\, w_k) = w_i / w_k = a_{ik}$

Também

$a_{ji} = w_j / w_i = 1 / (w_i / w_j) = 1 / a_{ij}$,

o que demonstra duas das condições de matrizes recíprocas e consistentes (SAATY, 1991).

Saaty (2003) adverte que no caso específico do *AHP* as inconsistências nos julgamentos são muito mais esperadas na medida em que os julgamentos são realizados por pessoas. Preocupação esta compartilhada por Laininen & Hämäläinen (2003) que afirmam que uma inconsistência pode também ser vista como uma variação randômica. Segundo estes pesquisadores, há muitos estudos mostrando que em tomada de decisões humanas, inconsistências podem ser esperadas. Lipovetsky & Tishler (1999) advertem que os julgamentos realizados dependem, por exemplo, se os julgadores já realizaram serviços similares ou não, da construção do questionário, do horário do dia em que os julgadores farão

a análise, do ambiente da avaliação, entre outros fatores. Portanto a avaliação realizada pelos julgadores pode mudar em diferentes momentos e em diferentes situações.

Ainda segundo Saaty (2003), as pessoas podem estimar valores imprecisos mesmo quando as escalas são conhecidas. Pior ainda quando elas lidam com intangibilidades. Uma razão para que as pessoas preencham um formulário matricial completo, que por natureza colhe informações redundantes, é avaliar a consistências dos julgamentos.

Não foram observadas na literatura muitas indicações de como devem ocorrer os julgamentos pelas pessoas participantes do processo. Algumas sugerem a utilização de um especialista no preenchimento das matrizes e outras que o processo seja elaborado por um grupo de especialistas. Condon *et al.* (2003) salientam que há quatro abordagens básicas que um grupo pode se utilizar para realizar as comparações pareadas das matrizes: consenso, voto, média geométrica ou média aritmética entre os dados fornecidos pelos participantes. Saaty *apud* Condon *et al.* (2003) mostra que a média geométrica pode ser mais aconselhável, pois preserva a propriedade recíproca utilizada nas matrizes do *AHP*. Assinala ainda que a média geométrica é a abordagem mais comum usada quando os julgamentos são realizados por grupos de pessoas. Saaty *apud* Condon *et al.* (2003) reitera ainda que o voto ou o consenso podem requerer uma considerável quantidade de discussão entre os participantes para se obter cada entrada das matrizes.

Tendo em vista a dificuldade de se obter matrizes consistentes, Saaty (1991) propôs um indicador, cuja dedução é obtida em sua obra, denominado de índice de consistência (μ). Esse indicador avalia o grau de consistência de uma matriz, considerando como se fosse uma variável contínua ao invés de binária, como realmente é. Esse índice é dado por:

$$\mu = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \qquad (5)$$

onde

μ = índice de consistência da matriz;

λ_{max} = máximo autovalor da matriz;

n = ordem da matriz.

Pela formulação acima, percebe-se facilmente que $\mu \geq 0$, tendo em vista que sempre $\lambda_{max} \geq n$. A igualdade só se verifica quando o numerador se anula ($\lambda_{max} = n$), ou seja, quando a matriz é consistente. Assim, conclui-se que a consistência absoluta ocorre para $\mu = 0$. A

medida que λ_{max} aumenta, aumenta-se, também, a inconsistência da matriz. Surge a pergunta: "Tendo em vista que a consistência absoluta das matrizes do *AHP* é impraticável, até que valor de μ pode-se aceitar no método de análise hierárquica?" Para responder a essa questão, Saaty & Ozdemir (2003) propuseram um método que compara o μ da matriz em análise com um índice randômico (*RI*) obtido da média dos μ_s de uma seqüência de matrizes positivas e recíprocas de mesma ordem, geradas aleatoriamente com os mesmos valores praticados nas matrizes de Saaty. No caso de μ equivaler a 10% ou menos do *RI*, considera-se que a matriz possui uma consistência aceitável para ser utilizada pelo *AHP*.

Saaty & Ozdemir (2003) propõem que o *RI*, como já explanado, seja obtido da média aritmética dos μ_s de uma seqüência de matrizes positivas e recíprocas de mesma ordem, geradas aleatoriamente. Para fazer isso, propõem que sejam criadas 50.000 matrizes positivas e recíprocas, onde os elementos a_{ij} sejam escolhidos aleatoriamente entre os valores 1/9, 1/8, 1/7, 1/6, 1/5, 1/4, 1/3, 1/2, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9. Feito esse processo, deve-se calcular a média aritmética entre os μ_s obtidos em cada matriz para obter um *RI* global. A tabela a seguir apresenta o *RI* para matrizes de ordem de 2 a 15.

TABELA 1 – Índice Randômico

n	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
RI	0	0,52	0,89	1,11	1,25	1,35	1,40	1,45	1,49	1,52	1,54	1,56	1,58	1,59

Fonte: Saaty & Ozdemir (2003, p.241)

Assim, tem-se um novo indicador, denominado de razão de consistência (*CR*) dado por:

$$CR = \frac{\mu}{RI} \qquad (6)$$

onde

CR = razão de consistência;

μ = índice de consistência;

RI = índice randômico.

CR deve ser menor ou igual a 0,1 para a matriz ser aceita em termos de consistência.

Se a inconsistência de *A* não for muito grande, o método de Saaty fornece uma boa aproximação do vetor de prioridades. Entretanto, quando a inconsistência é grande, a solução fornecida pelo método não é satisfatória (SRDJEVIC, 2005).

Apesar de não ser exigida consistência completa para a aplicação do *AHP*, Zeshui & Cuiping (1999) advertem que $CR \leq 0{,}1$ é ainda difícil de se obter na prática. Em virtude disso, muitos pesquisadores dessa área se voltaram a desenvolver técnicas e metodologias apropriadas a fim de se obter $CR \leq 0{,}1$. Existem várias correntes que defendem caminhos diferentes para se conseguir esse objetivo. Uma dessas correntes defende que os julgadores devem rever seus julgamentos quando a matriz for inconsistente.

Existem diversas técnicas que apontam os julgamentos que devem ser revistos. Saaty (2003) ilustra dois métodos atribuídos a Harker (1987) *apud* Saaty (2003). Nesses métodos faz-se uma transformação da matriz original gerando uma nova matriz que indica a posição, onde, possivelmente, tenham sido realizados julgamentos inapropriados.

Em outro de seus trabalhos, Saaty (1991) apresenta outra técnica para indicar os julgamentos a serem revistos. O método consiste em obter um desvio usando as linhas de (a_{ij}) e (w_i / w_j), dado por:

$$\underset{i}{Max} \sum_{j=1}^{n} \left| a_{ij} - \frac{w_i}{w_j} \right| \qquad (7)$$

Em posse desses valores, devem-se rever os julgamentos para a linha com o maior valor obtido. O procedimento pode, então, ser repetido várias vezes para gerar melhoria. Inspirado nisso, Saaty (1991) propõe um método que independe do julgador. Propõe um método iterativo de modo que a_{ij} convirja para w_i / w_j. Tal procedimento consiste em substituir todos os a_{ij} na linha em questão pelo correspondente w_i / w_j, recalculando, a cada iteração, o vetor de prioridades. Nota-se que a repetição desse processo converge para uma matriz consistente. O autor salienta, entretanto, que se deve ter cuidado com o uso excessivo desse método, uma vez que pode resultar em uma matriz completamente distorcida da original.

Nessa mesma linha de raciocínio, Zeshui & Cuiping (1999) propõem outra técnica iterativa para se alcançar a consistência aceitável. A essência da técnica consiste em um método iterativo de alteração dos julgamentos de forma a reduzir o valor do índice de consistência μ. O processo encerra-se quando o valor de μ torna-se menor que 0,1. O fundamento do algoritmo é dado pelo seguinte teorema, cuja prova pode ser encontrada no trabalho dos autores.

- Teorema: Seja $A = (a_{ij})$ uma matriz recíproca positiva de ordem n, λ_{max} o máximo autovalor de A e $w = (w_1, w_2, \ldots, w_n)^T$ o correspondente autovetor. Então, pode-se obter uma matriz $B = (b_{ij})$ dada por:

$$b_{ij} = a_{ij}^{\lambda}\left(\frac{w_i}{w_j}\right)^{1-\lambda} \quad i, j = 1,2,\ldots,n \text{ e } 0 < \lambda < 1, \tag{8}$$

em que o seu autovalor principal μ_{max} é menor ou igual a λ_{max}, sendo que a igualdade só é obtida quando A torna-se uma matriz perfeitamente consistente.

Como pode ser observado, a matriz B origina-se da matriz A. Portanto, observa-se que B é uma matriz mais consistente que A. O algoritmo proposto pelos autores se baseia exatamente nesse princípio: criar um processo iterativo de geração de matrizes filhas até se obter um nível de consistência desejado.

Zeshui & Cuiping (1999) provam, também, que o algoritmo converge a cada iteração. Como mencionado, o valor de λ pode variar entre 0 a 1 no algoritmo, sendo que este valor é arbitrado. Os autores relatam que quanto menor o valor de λ (próximo a zero), maior a taxa de convergência do algoritmo. Entretanto, um valor baixo para λ gera uma matriz final que diverge mais significativamente da matriz original. Assim, sugerem utilizar λ entre 0,9 e 1,0. Outra vantagem do método proposto é a possibilidade de se avaliar o resultado final gerado pelo algoritmo através de dois indicadores, os quais são apresentados a seguir:

$$\delta = \max_{i,j}\left\{\left|a_{ij}^{(m)} - a_{ij}^{(0)}\right|\right\} \quad i, j = 1,2,\ldots,n. \tag{9}$$

e

$$\sigma = \frac{\sqrt{\sum_{j=1}^{n}\sum_{i=1}^{n}\left(a_{ij}^{(m)} - a_{ij}^{(0)}\right)^2}}{n}, \tag{10}$$

onde m consiste no número de iterações do algoritmo até a obtenção da matriz desejada, $a_{ij}^{(m)}$ é o correspondente elemento a_{ij} da matriz original após a m-ésima iteração e n é a ordem da matriz.

Os indicadores δ e σ medem o grau de desarranjo da matriz gerada em relação à matriz original. Torna-se evidente, pela formulação matemática, que quanto menor o resultado fornecido pelos indicadores, melhor a situação, tendo em vista que não são

desejáveis grandes alterações na matriz original para se obter o nível de consistência desejado. Os autores salientam que para $\delta < 2$ e para $\sigma < 1$ a maioria das informações da matriz original é preservada.

Outra corrente de pesquisadores defende que haja um intervalo de julgamento ao invés de ser um valor fixo determinado nas matrizes. Esse intervalo pode ser fornecido pelo próprio julgador ou gerado por outro processo qualquer. Haines (1998) sugere que o julgador pode sentir-se mais confortável em fornecer um intervalo de julgamento ao invés de um valor preciso na matriz de comparação. Neste caso $a_{ij} \in [L_{ij}, U_{ij}]$ onde $L_{ij}, U_{ij} \in I$. Já Chandran *et al.* (2005) propõem outro método para gerar o intervalo. Segundo eles, o método comum em *AHP* é fazer com que vários julgadores preencham a matriz de comparação e o valor final de cada elemento da matriz seja dado pela média geométrica entre os julgamentos. Os autores propõem que ao invés de se calcular a média geométrica, se utilize dos dados dos respondentes para gerar um intervalo de julgamento para cada entrada da matriz, onde o menor julgamento seja utilizado como limite inferior do intervalo e o maior julgamento, como limite superior. Sugerem que esse procedimento seja realizado para todas as entradas da matriz. Lipovetsky & Tishler (1997) consideram os julgamentos como variáveis aleatórias. Como resultado, não fornecem os pesos das alternativas de forma determinística, mas sim dentro de um intervalo de confiança.

Cox (2006) informa a existência de uma série de pesquisadores que propõem métodos de simulação para achar os melhores valores de julgamento quando as entradas das matrizes são dadas em intervalos. Em seu trabalho, realizou três experiências com um caso numérico prático. A primeira experiência considerou o uso de uma simulação usando uma distribuição uniforme discreta. A segunda, uma simulação usando uma distribuição uniforme contínua. Em ambas as experiências foram utilizadas o método de Monte Carlo. A terceira experiência considerou a enumeração completa, ou seja, a combinação de todos os valores possíveis. Os resultados obtidos com os três casos relatados foram similares. Cox (2006) salienta que os métodos de simulação têm demonstrado bom desempenho. Segundo ele, a maioria dos casos práticos em *AHP* apresenta matrizes de pequena ordem (usualmente menores que 6). Para esses casos a enumeração completa é factível e aconselhável, segundo Cox (2006). Entretanto, para matrizes maiores é aconselhável o uso de técnicas de simulação, pois demandam menor tempo computacional. Já Chandran *et al.* (2005) sugerem o uso da programação linear na

estimação dos melhores valores de julgamento dentro dos intervalos. Utilizam-se da programação linear, também, para estimar o vetor de prioridades.

Os métodos até agora apresentados consideram os julgamentos e os correspondentes vetores de pesos gerados como sendo variáveis determinísticas. Entretanto, há duas diferentes abordagens em *AHP*: uma determinística e outra estatística ou estocástica. Gass & Rapcsák (2004) salientam que na abordagem estatística as preferências de julgamentos são variáveis randômicas associadas com uma distribuição de probabilidade desconhecida. Na abordagem determinística, entretanto, a hipótese é de que se podem observar as preferências com certeza. O método do autovetor proposto por Saaty (*EM*) pertence a essa abordagem. Outras abordagens incluem o *Least-Square Method* (*LSM*), *Weighted Least-Square Method* (*WLSM*), *Logarithmic Least-Square Method* (*LLSM*), *Chi-Square Method* (*CSM*), *Logarithmic Goal Programming Method* (*LGPM*), *Fuzzy Programming Method* (*FPM*), entre outras. Os autores afirmam que para matrizes consistentes, todas as abordagens produzem a mesma solução. A divergência ocorre na existência de matrizes inconsistentes. Salientam que as análises comparativas entre os métodos existentes na literatura são geralmente contraditórias.

Em uma variedade de estudos, constatou-se que os valores das prioridades do *AHP* foram considerados variáveis randômicas. Saaty e Vargas (1987), Arbel (1989, 1991), Zahir (1991), Arbel e Vargas (1992, 1993), Zhang e Yang (1992), Basak (1993), Salo (1993), Moreno-Jimenez e Vargas (1993), Xu e Wu (1993), Genest e Rivest (1994), Paulson e Zahir (1995) e Mackay *et al.* (1996) realizaram estudos nesse sentido (*apud* LIPOVETSKY & TISHLER, 1999).

A proposta principal do trabalho de Lipovetsky & Tishler (1999) foi desenvolver um método simples e prático para estimar o vetor de prioridades no *AHP*, onde os julgamentos feitos na matriz de comparação foram assumidos como variáveis aleatórias ao invés de variáveis determinísticas. No trabalho dos autores é mostrado como estimar esse intervalo (centro e os limites laterais).

Haines (1998) mistura as duas abordagens apresentadas anteriormente: intervalos na entrada dos dados das matrizes, assumindo que estes são variáveis randômicas. Diferentemente das propostas dos pesquisadores apresentadas anteriormente, a autora considera, em seu artigo, situações em que os intervalos de entrada geram uma região factível em que qualquer ponto pertencente a essa região já fornece uma matriz plenamente

consistente. A autora utiliza-se de distribuições de probabilidades para inferir os valores apropriados das entradas das matrizes.

2.3.3 Método alternativo de preenchimento das matrizes de julgamentos

Na grande maioria dos problemas que envolvem o uso do *AHP*, faz-se necessário um pequeno número de comparações pareadas, pois o número de alternativas consideradas no problema geralmente não é significativo (inferior a 10). Para situações em que o número de comparações é elevado ou que o custo envolvido para se realizar cada comparação é alto, Fogliatto & Albin (2003) desenvolvam um método alternativo que dispensa a comparação pareada entre todas as alternativas apresentadas. O método foi criado para resolver o problema do alto custo existente nas comparações aos pares realizadas em atributos sensoriais utilizados para o desenvolvimento de produtos alimentícios. Posteriormente o método foi aprimorado Dutra & Fogliatto (2007). O método pode ser sintetizado em três etapas, as quais são descritas a seguir:

I. Para um problema em que existam n alternativas a serem comparadas, deve-se escolher, entre elas, um número m de alternativas ($m<n$). Somente essas alternativas escolhidas serão comparadas com as demais. Vale salientar que é importante para um bom funcionamento do método que a escolha das m alternativas seja apropriada. Para isso faz-se necessário escolher alternativas homogeneamente distribuídas, a *priori*, num ranqueamento de preferências. Por exemplo, para uma situação em que m=3, considerar a melhor, a pior e a alternativa intermediária no critério que está sendo utilizado para a comparação.

II. Para cada uma das m alternativas escolhidas:
   - realizar a comparação pareada com as outras alternativas. Essa comparação dá origem a uma linha na matriz de comparação.
   - preencher as demais linhas da matriz de comparação utilizando-se das expressões:
   $a_{ji} = 1/a_{ij}$
   $a_{ik} = a_{ij} \cdot a_{jk}$
   Esse procedimento dá origem a m matrizes de ordem n x n. Quanto mais similares forem as matrizes, maior a consistência do julgador. Em um caso de consistência absoluta as m matrizes serão idênticas.

III. A terceira e última etapa do método consiste em obter a matriz resultante ou matriz de centro (média das matrizes) entre as *m* matrizes geradas na etapa II. Para se obter cada elemento da matriz de centro, é necessário primeiramente realizar uma transformação em cada matriz parcial de acordo com a formulação a seguir:

$$z = \begin{cases} a_{ij} - 1, se_a_{ij} > 1 \\ 1 - a_{ij}^{-1}, se_a_{ij} < 1 \end{cases} \quad (11)$$

Realizada essa transformação, calcula-se a média aritmética entre cada elemento das matrizes parciais em z para se obter a matriz resultante em z. Após, desfaz-se a transformação realizada pela expressão 11 na matriz resultante em z, de acordo com a expressão 12.

$$a_{ij} = \begin{cases} 1 + z, se_z \geq 0 \\ (1 - z)^{-1}, se_z < 0 \end{cases} \quad (12)$$

Para obter a matriz resultante (*MGR*) é necessário realizar uma transformação na matriz obtida no processo anterior de forma que os elementos localizados abaixo da diagonal principal tornem-se recíprocos aos elementos acima da diagonal.

Em seu trabalho, Dutra & Fogliatto (2007) realizaram uma contribuição ao método acima descrito na medida em que sinalizaram a necessidade de rever o processo original de geração dos índices de consistências (*RI*). Adaptam a metodologia de Saaty & Ozdemir (2003) para obtenção do *RI* nesse novo contexto. Propõem que o novo *RI* seja obtido da média entre os μ_s (índice de consistência da matriz) de 500 matrizes geradas aleatoriamente. Para informações detalhadas para obtenção desse novo *RI*, consulte Dutra & Fogliatto (2007).

3. METODOLOGIA DA PESQUISA

Nesta etapa do trabalho, apresenta-se a metodologia de pesquisa utilizada que está coerente com o objetivo geral e com os objetivos específicos.

Para a consolidação desta pesquisa, fez-se necessário atender a cada um dos objetivos específicos, os quais são reapresentados a seguir:

- Criação de indicadores que mensurem o grau de desordem no currículo, ocasionado pela alteração na seqüência de oferta de disciplinas;

- Identificação e definição das variáveis, constantes e parâmetros essenciais para o sistema de otimização;

- Modelagem de um algoritmo de otimização que possibilite maximizar a unificação de turmas sem comprometer a qualidade de aprendizagem dos alunos.

Toda a metodologia proposta visou atender aos objetivos colocados anteriormente. A Figura 4 apresenta um breve resumo da metodologia, com as respectivas etapas e fases da pesquisa. A seguir serão apresentadas em detalhes as três etapas da pesquisa com suas correspondentes fases.

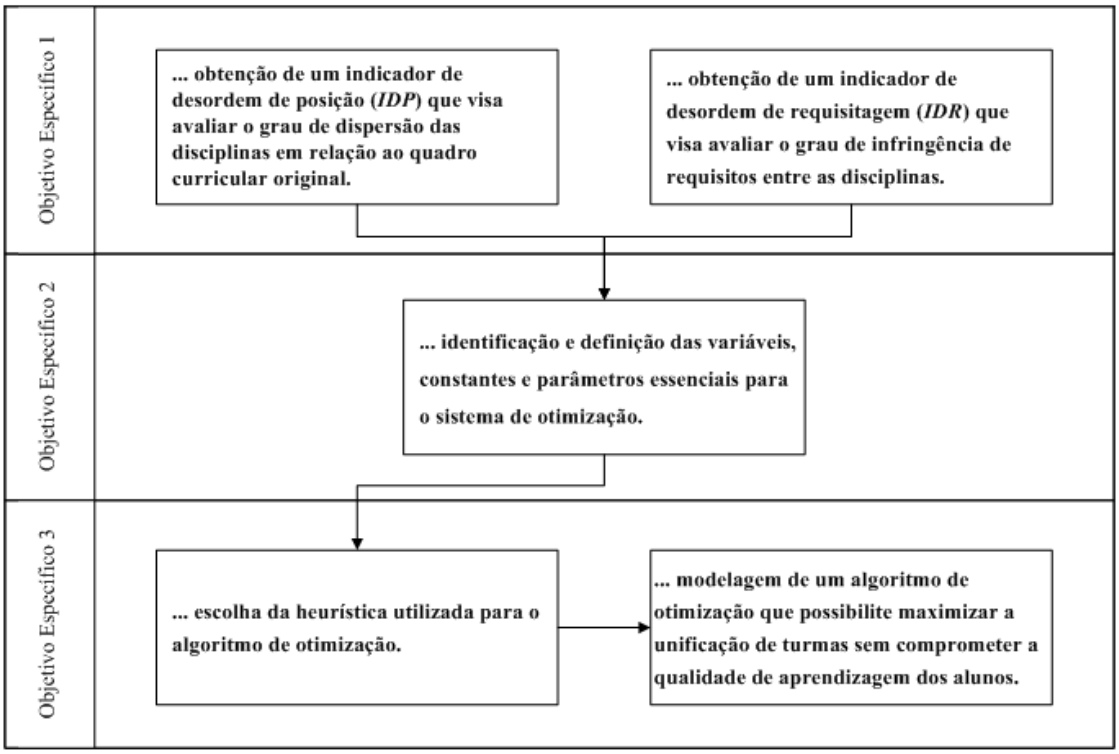

FIGURA 4 – Resumo da metodologia completa da pesquisa.

3.1 CRIAÇÃO DOS INDICADORES DE DESORDEM PROCESSUAL

A primeira etapa da pesquisa teve por objetivo a criação de indicadores que servem para mensurar o grau de desordem num currículo ocasionado pela alteração na seqüência de oferta das disciplinas de um curso. Dois indicadores foram criados: um que é utilizado para avaliar o grau de dispersão das disciplinas em relação ao quadro curricular original; outro que é utilizado para avaliar o grau de infringência de requisitos entre as disciplinas. Para a consecução de tal objetivo, esta etapa é composta de duas fases, cada qual responsável pela criação de um dos indicadores.

3.1.1 Criação do Indicador de Desordem de Posição (*IDP*)

O Indicador de Desordem de Posição (*IDP*) tem por objetivo avaliar o grau de dispersão das disciplinas em relação às suas posições originais no quadro curricular de um curso. Para a geração desse indicador foram criadas métricas próprias parametrizadas por informações colhidas de especialistas do curso de análise.

3.1.2 Criação do Indicador de Desordem de Requisitos (*IDR*)

O Indicador de Desordem de Requisitos (*IDR*) tem como objetivo avaliar o grau de infringências de requisitos, ou seja, de disciplinas que deveriam anteceder a outras e as sucedem no currículo do curso.

Para a criação desse indicador utilizou-se dos princípios de coleta de dados do Método de Análise Hierárquica (*AHP*), tendo em vista que o mesmo é utilizado para comparações de critérios subjetivos, como é o caso desta pesquisa.

A principal fragilidade da técnica *AHP* diz respeito ao preenchimento das matrizes de comparações, pois normalmente isso ocorre de forma inconsistente, não por imprudência do avaliador, mas pela dificuldade do cérebro humano em concatenar todas as informações solicitadas na matriz. Vale frisar novamente que essa inconsistência tende a aumentar com o aumento do tamanho da matriz. Entretanto, como pode ser constatado na revisão bibliográfica, muitos pesquisadores têm dedicado atenção especial a esse assunto, propondo alternativas para resolver o problema.

Teve-se como proposta inicial utilizar o método do *AHP* para gerar, também, a seqüência supostamente correta das disciplinas do currículo de um curso, ignorando assim o currículo pré-estabelecido das instituições de ensino. Também, foram realizadas diversas experimentações com a técnica do *RRP* (*Rank Reversal Probabilities*) a fim de auxiliar na construção dos indicadores de desordem do currículo. Entretanto, os resultados obtidos das experimentações realizadas não foram satisfatórios, na medida em que não se permitia grandes deslocamentos de disciplinas, o que é perfeitamente possível nos currículos dos cursos. Assim, o uso do *AHP* na pesquisa restringiu-se na coleta de parâmetros dos especialistas.

3.2 IDENTIFICAÇÃO DOS COMPONENTES DO ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO

A segunda etapa da pesquisa teve por objetivo identificar e definir as variáveis, constantes e parâmetros que são necessários para o algoritmo de otimização. Esses elementos assumem importância fundamental durante a modelagem do mesmo.

3.3 MODELAGEM DO ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO

A terceira etapa da pesquisa teve por objetivo realizar a modelagem do algoritmo de otimização combinatória, bem como realizar sua implementação em uma linguagem computacional. Para se chegar a esse objetivo, duas fases foram cumpridas.

3.3.1 Escolha do algoritmo heurístico

Para a modelagem do sistema de otimização, fez-se necessário determinar a heurística a ser utilizada no processo. Percebe-se na literatura que problemas similares são resolvidos por heurísticas diferentes e que a qualidade da solução encontrada deve-se, muitas vezes, aos ajustes nos valores dos parâmetros necessários do que propriamente no tipo de heurística escolhida. Isso não significa que as heurísticas apresentam desempenho similar para todo tipo de problema. Cada heurística tem características próprias que tornam sua utilização mais recomendável a certos tipos de problemas. Face a isso, a escolha do algoritmo se deu, basicamente, pela opinião de especialistas que analisaram a pesquisa em questão.

3.3.2 Modelagem do algoritmo heurístico

Nesta fase de elaboração da pesquisa foi utilizado todo o trabalho realizado até o momento, ou seja, os indicadores de desordem processual, as variáveis, constantes e parâmetros do sistema e o algoritmo heurístico escolhido.

Esta fase da pesquisa exigiu um trabalho de construção do algoritmo de otimização, sua implementação computacional, ajuste de parâmetros e teste prévio de sua validade. Esse foi um dos trabalhos que demandou mais tempo da pesquisa, na medida em que os algoritmos heurísticos têm seu desempenho atrelado à calibração de seus parâmetros. Fez-se necessário realizar inúmeros testes a fim de identificar os valores dos parâmetros que melhor se adaptaram ao problema em questão. É importante salientar que o algoritmo foi construído com a preocupação de retornar boas soluções, independente do tempo de processamento. A característica do problema não impõe uma resposta em curto prazo. Realizando a modelagem do algoritmo, encerra-se o trabalho de pesquisa.

4. DESENVOLVIMENTO DA PESQUISA

Para fins didáticos, o desenvolvimento da pesquisa será apresentado na mesma seqüência como foi concebida e apresentada a metodologia.

4.1 CRIANDO OS INDICADORES DE DESORDEM PROCESSUAL

Como mencionado na metodologia, foram estruturadas duas fases para a criação dos indicadores de desordem processual. A primeira fase apresenta o desenvolvimento do Indicador de Desordem de Posição (*IDP*), enquanto a segunda, o desenvolvimento do Indicador de Desordem de Requisitos (*IDR*). Na criação desses indicadores quatro aspectos merecem destaque:

- Tendo em vista que o problema de desordem processual em questão é totalmente subjetivo, várias tentativas foram realizadas para se criar indicadores com a mínima intervenção empírica. Entretanto, como é de se esperar, a concepção de indicadores que mensuram grandezas não físicas, como é o caso, apresentam, inevitavelmente, empirismo.

- Outra constatação importante de ser feita diz respeito à parametrização dos indicadores. Cada curso apresenta suas nuances e características. Assim, para a criação dos indicadores de um determinado curso, são colhidas informações de especialistas no assunto, (coordenadores, professores e profissionais da área) a fim de que os parâmetros possam ser devidamente calibrados.

- A entrada de dados por parte dos especialistas para a formação dos parâmetros dos indicadores deve ser feita de forma muita cautelosa, pois isso pode comprometer todo o resultado do sistema. Como os dados colhidos são frutos da opinião e experiência dos especialistas, os mesmos podem apresentar ruídos, originados de muitas opiniões distorcidas, pré-conceitos, crenças e outras variáveis não determinísticas. Assim, foi fundamental o uso de técnicas apropriadas com função de filtro para a coleta desses dados. Para a pesquisa em questão, propõe-se que a coleta de dados dos especialistas seja feita de forma conjunta, ou seja, pelo consenso das pessoas participantes do processo. Isso ajuda a reduzir os ruídos nos dados.

- Foi utilizada uma escala percentual para os índices apurados pelos indicadores. Assim, os valores medidos pelos indicadores variam de 0% (nenhuma ou mínima desordem em

relação ao que o indicador está medindo) até 100% (desordem máxima possível em relação ao que o indicador está medindo).

Com o intuito de facilitar a compreensão de criação dos indicadores, foi tomado como base um curso genérico, apresentando as características básicas de qualquer curso superior, foco desta pesquisa, que são:

- Existência de um número *Np* de períodos (entende-se aqui por período o tempo que se leva para ofertar um conjunto de disciplinas, podendo ser um bimestre, um semestre ou um ano);
- Oferta de um conjunto de disciplinas em cada período;
- Existência de carga horária fixa para cada disciplina;
- Alocação de cada disciplina a um determinado período do curso;
- Existência de pré-requisitos entre disciplinas.

A seguir é apresentado um quadro curricular genérico do curso.

Código	Período	Nome	Carga Horária	Pré-Requisito(s)
1	1	Disciplina 1	Chd_1	-
2	1	Disciplina 2	Chd_2	-
...	...	...	...	...
h	2	Disciplina h	Chd_h	-
h+1	2	Disciplina h+1	Chd_{h+1}	h
...	...	...	...	...
...	...	...	...	...
k-1	Np	Disciplina k-1	Chd_{k-1}	-
K	Np	Disciplina k	Chd_k	-

QUADRO 2 – Quadro curricular utilizado como base para a criação dos indicadores

4.1.1 Criando o Indicador de Desordem de Posição (*IDP*)

O Indicador de Desordem de Posição (*IDP*) tem como objetivo avaliar o grau de dispersão das disciplinas ocorrido durante o processo de otimização, em relação às suas posições originais no quadro curricular,

Esse indicador apresenta uma variação de 0% a 100%. Quando esse indicador fornecer um valor de 0% significa que as disciplinas não sofreram alteração de posição, ou seja, todas

foram alocadas em suas posições originais. Quando esse indicador fornecer um valor de 100% significa que as disciplinas sofreram um deslocamento máximo possível em relação às suas posições originais.

É importante salientar que as disciplinas do currículo de um curso apresentam flexibilidades diferentes em termos de posição de oferta. Algumas disciplinas necessitam ser ofertadas em momentos específicos. Tem-se como exemplo as disciplinas de humanidades nos cursos de engenharia que normalmente são ofertadas no final do curso, em virtude de que nesse momento os alunos são mais conscientes da importância dessas disciplinas para o futuro profissional. Já existem outras que necessitam ser ofertadas obrigatoriamente nos momentos iniciais do curso, pois servem de base para as disciplinas futuras, mesmo, algumas vezes, não sendo pré-requisito para outras. Nestas duas situações apresentadas, as disciplinas têm alto grau de fixação no currículo, não podendo ser alocadas em períodos distantes de suas posições originais. Em contrapartida, existem situações em que independe o momento de oferta da disciplina. Ou seja, os alunos necessitam do conhecimento propiciado por ela na sua formação, mas podem obtê-lo a qualquer momento, sem prejuízo de seu aproveitamento. Nesta situação, a disciplina apresenta baixo grau de fixação, podendo ser alocada em períodos distantes de sua posição original.

Para compor *o IDP* duas variáveis foram consideradas: i) distância das disciplinas em relação às suas posições originais; ii) coeficiente de fixação das disciplinas nas suas posições originais. No cálculo do *IDP* essas duas variáveis são multiplicadas diretamente para cada disciplina do currículo, em conformidade com a função a seguir:

$$IDP_{T\,abs} = \sum_{i=1}^{Nd} D_i^{rs}.cf_i \qquad (13)$$

onde

IDP_{Tabs} = Valor absoluto do *IDP* para a turma *T*, ou seja, a soma da penalização de cada disciplina por estar alocada em período diferente do original;

D_i^{rs} = Distância entre o período *r* alocado para a disciplina *i* até seu período original *s;*

cf_i = Coeficiente de fixação da disciplina *i* em relação a seu período original;

Nd = Número total de disciplinas no currículo do curso.

Para o cálculo de D_i^{rs} foi considerada a distância absoluta entre o período *r* alocado para a disciplina *i* e seu período original *s*, sendo considerada uma unidade a distância entre

dois períodos. Assim, se uma determinada disciplina for alocada no período 2 e sua posição original for o período 7, o valor de D_i^{27} para essa disciplina é 5 (|2-7|=5).

Já para o cálculo de cf_i o processo é mais complexo, pois depende da especificidade de cada disciplina. Fica evidente que somente especialistas no assunto (professores, coordenadores e profissionais da área) têm a possibilidade de informar o grau de flexibilidade de movimento das disciplinas de um curso em relação à sua posição original no currículo. Assim, faz-se necessário colher tais parâmetros diretamente dos especialistas. Para tanto, foi criada uma escala de flexibilidade, variando de 1 (flexibilidade de movimentação mínima) a 9 (flexibilidade de movimentação máxima). Propositalmente se fixou um número ímpar de escalas, pois Mattar (1996) sugere a utilização da opção neutra, que nessa pesquisa consiste no nível 5 (regular). Essa escala é a mesma utilizada no método do *AHP* e no *IDR*, mostrado posteriormente.

É solicitado aos especialistas que, de forma conjunta, informem um grau de flexibilidade (gf_D) para cada disciplina *D* nessa escala proposta. O número de especialistas que devem contribuir para a geração desses parâmetros não foi estipulado nessa pesquisa. Fica evidente que quanto maior o número de pessoas envolvidas no processo, mais consistentes serão os dados resultantes. O Quadro 3 mostra a escala de flexibilidade a ser utilizada.

Para compor o *IDP*, os graus de flexibilidades estipulados pelos especialistas são convertidos em coeficientes de fixação (cf_D), que irão variar em uma escala de 0 (máxima liberdade de movimentação à disciplina) a 5 (mínima liberdade de movimentação à disciplina). A transformação linear a seguir mostra a expressão que realiza essa conversão.

$$cf_D = \frac{45 - 5gf_D}{8} \qquad (14)$$

Até o presente momento foi apresentada a forma de obtenção do IDP_{abs}, ou seja, o valor absoluto do Índice de Desordem de Posição. Para obter esse índice na forma relativa é necessária a utilização da formulação a seguir.

$$IDP_T = \frac{100.IDP_{Tabs}}{IDP_{\max}} \qquad (15)$$

onde

IDP_T = Valor relativo do IDP_T para o currículo da turma *T* que está sendo analisada;

IDP_{Tabs} = Valor absoluto do IDP_T para o currículo da turma T que está sendo analisada;

IDP_{Tmax} = Máximo valor possível para o IDP_{Tabs}.

Graus de Flexibilidade	Definição
1	Dependência absoluta da disciplina em relação à posição pré-alocada. Ou seja, apesar de não haver uma imposição legal, é necessário que a disciplina ocupe a posição alocada a ela (ou próximo a ela).
3	Forte dependência da disciplina em relação à posição pré-alocada. Ou seja, é bastante aconselhável que a disciplina ocupe a posição originalmente alocada a ela (ou próximo a ela), sob pena de comprometer o aprendizado.
5	Dependência moderada da disciplina em relação à posição pré-alocada. Ou seja, é recomendável que a disciplina ocupe a posição originalmente alocada a ela (ou próximo a ela), mas essa designação não é necessária.
7	Fraca dependência da disciplina em relação à posição pré-alocada. Ou seja, é aconselhável que a disciplina ocupe a posição originalmente alocada a ela ou próximo a ela, mas não haverá maiores problemas caso isso não venha a ocorrer.
9	Flexibilidade total à disciplina. Ou seja, a mesma pode ocupar qualquer posição no currículo sem prejuízo à aprendizagem dos alunos.
2,4,6,8	Valores intermediários.

QUADRO 3 – Escala de flexibilidade das disciplinas em relação às suas posições originais

O problema agora reside no cálculo do IDP_{max}. Para a realização do cálculo da máxima desordem de posição possível do currículo de uma turma recorreu-se à Programação Linear. O modelo de Programação Linear Binária apresentado a seguir resolve o problema.

$$Max_IDP_{max} = \sum_{j=1}^{Np}\sum_{i=1}^{Nd} D_i^{js}.cf_i.X_{ij} \qquad (16)$$

Sujeito a

$$\sum_{j=1}^{Np} X_{ij} = 1 \quad \text{para } i=1,2,...,Nd \quad \text{(a disciplina } i \text{ só pode estar alocada em um período } j\text{)} \qquad (17)$$

$$\sum_{i=1}^{q} Chd_i X_{ij} = Chp_j \quad \text{para } j=1,2,...,Np \quad \text{(em cada período a carga horária total das } q \text{ disciplinas alocadas a ele deve permanecer inalterada)} \qquad (18)$$

$$X_{h+11} = 0 \quad \text{(como a disciplina } h+1 \text{ tem pré-requisitos, não pode vir alocada no período 1)} \qquad (19)$$

$$X_{h+1j} \leq \sum_{i=1}^{j-1} X_{hi} \quad \text{para } j=2,....,Np \quad \text{(a disciplina } h \text{ é pré-requisito para a disciplina } h+1\text{, devendo vir alocada antes desta)} \qquad (20)$$

X_{ij}=*Binário*

onde

IDP_{max} = Máximo valor de desordem de posição possível do currículo;

D_i^{js} = Distância entre o período *j* alocado para a disciplina *i* até seu período original *s;*

cf_i = Coeficiente de fixação da disciplina *i* em relação a seu período original;

X_{ij} = 1 se a disciplina *i* for alocada no período *j*; 0, caso contrário;

Chd_i = Carga horária da disciplina *i;*

Chp_j = Carga horária total do período *j;*

Nd = Número total de disciplinas no currículo do curso;

Np = Número total de períodos do curso.

Compilando as expressões apresentadas anteriormente, chega-se a expressão para o cálculo do *IDP* de uma turma

$$IDP_T = \frac{100.\sum_{i=1}^{Nd} D_i^{rs}.cf_i}{IDP_{max}} \qquad (21)$$

onde

IDP_T = Valor relativo do *IDP* para o currículo da turma *T* que está sendo analisada;

D_i^{rs} = Distância entre o período *r* alocado para a disciplina *i* até seu período original *s;*

cf_i = Coeficiente de fixação da disciplina *i* em relação a seu período original;

Nd = Número total de disciplinas no currículo do curso;

IDP_{max} = Máximo valor de desordem de posição possível no currículo.

4.1.2 Criando o Indicador de Desordem de Requisitos (*IDR*)

O Indicador de Desordem de Requisitos (*IDR*) tem como objetivo avaliar o grau de infringências de requisitos, ou seja, de disciplinas que deveriam anteceder a outras e que, na organização curricular, as sucedem.

Assim como o *IDP*, esse indicador tem uma variação de 0% a 100%. Quando esse indicador fornecer um valor de 0% significa que as disciplinas da turma considerada infringiram o mínimo de requisitos possíveis. Quando fornecer um valor de 100% significa infringência máxima dos requisitos possíveis (com exceção dos pré-requisitos formais em que o algoritmo não permite infringências).

Nos currículos dos cursos, o conceito de pré-requisito é binário, ou seja, o mesmo existe ou não. Nesta pesquisa é inserido o conceito de pré-requisito contínuo, ou seja, o requisito varia continuamente de um valor mínimo (baixo requisito) a um valor máximo (alto

requisito). O processo para a definição dessas escalas é complexo, pois depende da especificidade de cada disciplina. Novamente fica evidente que somente especialistas no assunto (professores, coordenadores e profissionais da área) têm a possibilidade de informar as escalas de requisitos entre as disciplinas. Assim, faz-se necessário colher, novamente, esses parâmetros diretamente dos especialistas, que devem, preferencialmente, ser os mesmos que auxiliaram na definição dos parâmetros do *IDP*.

O Quadro 4 mostra os graus de requisitos a serem atribuídos pelos especialistas. Essa escala foi construída em conformidade com a escala elaborada por Saaty (1991) para o *AHP*, tendo em vista que os conceitos desta técnica foram aqui utilizados para a criação do *IDR*. Pode-se perceber, também, que a escala proposta é similar à utilizada pelos especialistas para formar o *IDP*.

Graus de Requisitos	**Definição**
1	Independência entre as disciplinas *i* e *j*. Ou seja, qualquer disciplina pode anteceder a outra sem prejuízo.
3	Fraca dependência da disciplina *j* em relação à disciplina *i*. Ou seja, é aconselhável que a disciplina *i* anteceda a disciplina *j*, mas não haverá maiores problemas caso isso não venha a ocorrer.
5	Dependência moderada da disciplina *j* em relação à disciplina *i*. Ou seja, é recomendável que a disciplina *i* anteceda a disciplina *j*, mas essa antecedência não é necessária.
7	Forte dependência da disciplina *j* em relação à disciplina *i*. Ou seja, é bastante aconselhável que a disciplina *i* anteceda a disciplina *j*, sob pena de comprometer o aprendizado da disciplina *j*.
9	Dependência absoluta da disciplina *i* em relação à disciplina *j*. Ou seja, apesar de não ser um requisito formal é necessário que a disciplina *i* anteceda a disciplina *j*.
2,4,6,8	Valores intermediários.
Recíprocos dos valores acima	Utilizado quando a disciplina *i* apresenta dependência da disciplina *j*.

QUADRO 4 – Escala de requisitos entre disciplinas

Tendo em vista que esta pesquisa aborda seqüenciamentos de disciplinas, utilizou-se da metodologia proposta por Saaty (1991) para a coleta de dados nas matrizes do *AHP*. O modelo dessa matriz é apresentado no Quadro 5, a qual, a partir de agora, será denominada de "Matriz de Graus de Requisitos".

	Disciplina 1	Disciplina 2	.	.	.	.	Disciplina *k*
Disciplina 1	1	a_{12}	.	.	.	.	a_{1k}
Disciplina 2	$1/a_{12}$	1	.	.	.	.	.
.	.	.	1	.	.	.	.
.	.	.	.	1	.	.	.
.	.	.	.	.	1	.	.
.	.	.	.	.	.	1	.
Disciplina *k*	$1/a_{1k}$	.	.	.	.	.	1

QUADRO 5 – Modelo da Matriz de Graus de Requisitos

Na Matriz de Graus de Requisitos ($MGR=(gr)_{kk}$) todas as disciplinas devem ser comparadas entre si, utilizando-se das escalas apresentadas anteriormente. Os pré-requisitos formais existentes nos quadros curriculares dos cursos são agora ignorados a fim de que o processo de coleta de dados do *AHP* seja aplicado. Esses pré-requisitos serão novamente considerados no algoritmo de otimização. Vale salientar que, em conformidade com o método *AHP*, a diagonal principal tem valor igual a 1 e os elementos da matriz devem respeitar a relação $a_{ji} = 1/a_{ij}$.

Como normalmente os quadros curriculares dos cursos apresentam um elevado número de disciplinas, a comparação pareada entre todas, exigida no método original do *AHP*, tornar-se-ia exaustiva na pesquisa em questão. Assim sendo, para o preenchimento completo da *MGR*, utilizou-se do método de preenchimento parcial das matrizes proposto por Dutra & Fogliatto (2007) em seu trabalho, descrito no item 2.3.5 desta tese.

Após a execução do procedimento completo descrito anteriormente, obtém-se a *MGR*. Em virtude das inconsistências que podem ocorrer no preenchimento das matrizes, utilizou-se de técnicas específicas para contornar esse problema. A Figura 5 apresenta a metodologia utilizada para a obtenção de matrizes de comparação de disciplinas na forma consistente.

Na seqüência é apresentado um breve detalhamento das fases previstas no algoritmo da Figura 5.

- Fase 1: Esta fase tem por objetivo gerar a *MGR* em conformidade com o procedimento acima descrito.

- Fase 2: Esta fase tem por objetivo testar a consistência da matriz. Esse teste é realizado com base na metodologia proposta por Saaty (1991), debatida na revisão bibliográfica.

Primeiramente faz-se necessário obter o índice de consistência da Matriz de Graus de Requisitos, dado pela expressão 5. Em posse de μ, calcula-se a razão de consistência (*CR*) da Matriz de Graus de Requisitos dada pela expressão 6. Quando o índice *CR* for menor ou igual a 0,1, a Matriz de Graus de Requisitos é dita consistente.

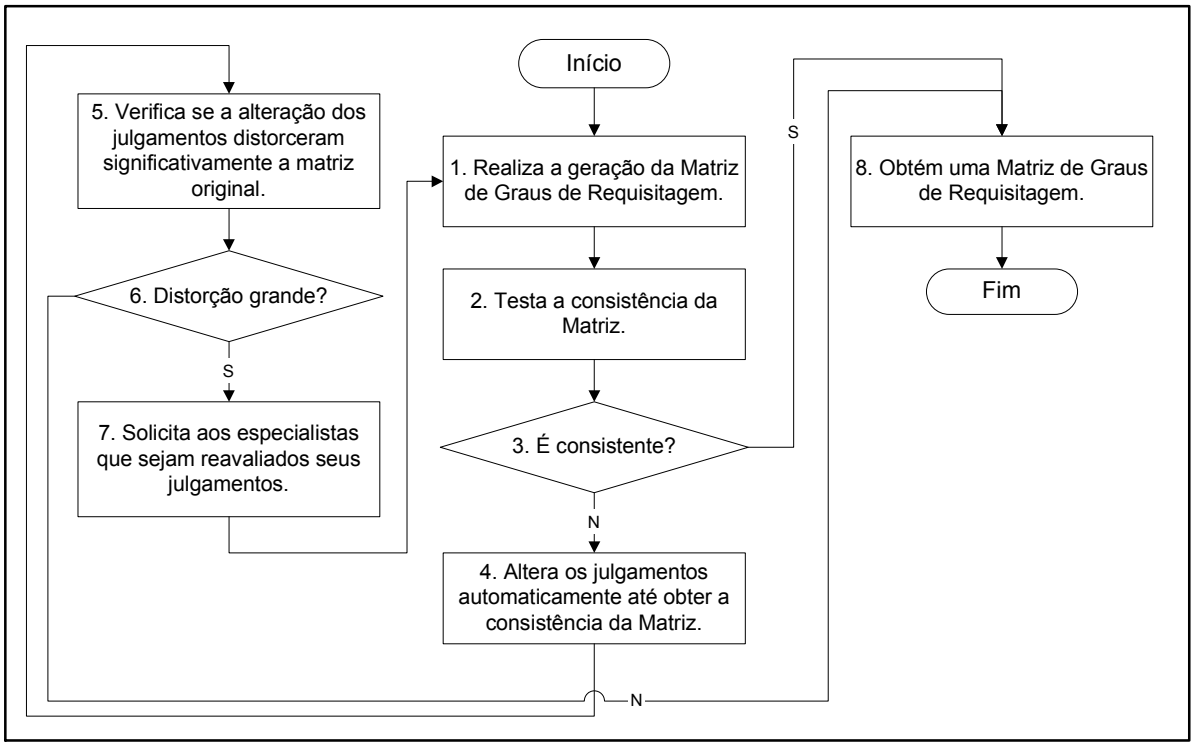

FIGURA 5 – Metodologia para obtenção da *MGR* de forma consistente

- Fase 3: Esta fase tem por objetivo avaliar o índice *CR*. Se for menor ou igual a 0,1, a Matriz de Graus de Requisitos é considerada consistente. Em caso contrário é considerada inconsistente.

- Fase 4: Esta fase tem por objetivo alterar os julgamentos da Matriz de Graus de Requisitos por um processo automático, quando esta for inconsistente. O método aqui proposto deve-se a Zeshui & Cuiping (1999), também discutido na revisão bibliográfica. O processo consiste em um método iterativo de alteração dos julgamentos de forma a reduzir o valor do índice de consistência μ. O processo encerra-se quando o valor de μ torna-se menor que 0,1. A iteratividade é dada pela expressão 8.

- Fase 5: Esta fase tem por objetivo avaliar o impacto da alteração realizada na matriz na fase anterior. A grande vantagem do método proposto por Zeshui & Cuiping (1999) é que o mesmo se utiliza de outros dois indicadores δ e σ para avaliar se as alterações realizadas

preservam as informações colhidas originalmente na matriz. Os indicadores são fornecidos pelas expressões 9 e 10.

- Fase 6: Esta fase tem por objetivo avaliar os índices obtidos para δ e σ. Se $\delta < 2$ e $\sigma < 1$, conclui-se que as alterações realizadas preservaram a maioria das informações contidas na matriz original, ou seja, a distorção é pequena. Em caso contrário, a distorção é considerada grande.

- Fase 7: Para se chegar a esta fase, o algoritmo proposto de alteração automática dos julgamentos (Fase 4) foi executado e a distorção mensurada foi considerada grande (Fases 5 e 6). Isso ocorre porque os julgamentos realizados pelos especialistas que deram origem à Matriz de Graus de Requisitos foram demasiadamente inconsistentes, o que obrigou o algoritmo de Zeshui & Cuiping (1999) realizar alterações significativas na matriz a fim de torná-la consistente. Em virtude disso, faz-se necessário rever os julgamentos.

- Fase 8: Para se chegar a essa fase, a Matriz de Graus de Requisitos já está dentro dos padrões de aceitabilidade em termos de consistência. A partir dessa matriz continua-se o processo de criação do indicador.

Neste ponto de geração do *IDR* tem-se a Matriz de Graus de Requisitos (*MGR*) de forma consistente. Faz-se necessário, agora, transformar os graus de requisitos (*gr*) (elementos da *MGR*), cujo formato é necessário para o *AHP*, em coeficientes de requisitos (*cr*), utilizados para a geração do *IDR*. A expressão a seguir converte os graus de requisitos *(gr)* de 1 a *Grm* (elemento de maior valor na *MGR*) em Coeficientes de Requisitos *(cr)* de 0 a 5, dando origem, assim, à Matriz de Coeficientes de Requisitos ($MCR=(cr)_{kk}$).

$$cr = \begin{cases} 0, se_gr < 1 \\ \dfrac{5-5.gr}{1-Grm}, se_gr \geq 1 \end{cases} \qquad (22)$$

Para se obter o valor do *IDR* absoluto (IDR_{Tabs}) de uma turma *T* qualquer se utiliza do seguinte algoritmo:

```
Início
    IDR_Tabs = 0
    Para cada par de disciplinas do currículo faça
        Se a disciplina j antecede a disciplina i
                IDR_Tabs = IDR_Tabs + cr_ij
        Fim se
    Fim para
Fim
```

É importante salientar que existe a possibilidade de não haver quadro curricular, por melhor organizado que seja, que tenha $IDR_{Tabs} = 0$. Ou seja, dependendo do formato da Matriz de Coeficientes de Requisitos qualquer quadro curricular pode apresentar um valor mínimo de desordem de requisitos.

Até o presente momento foi apresentada a forma de obtenção do IDR_{Tabs}, ou seja, o valor absoluto do Índice de Desordem de Requisitos. Para obter esse índice na forma relativa, é necessário utilizar a formulação a seguir.

$$IDR_T = \frac{100.(IDR_{Tabs} - IDR_{\min})}{IDR_{\max} - IDR_{\min}} \qquad (23)$$

onde

IDR_T = Valor relativo do *IDR* para o currículo da turma *T* que está sendo analisada;

IDR_{Tabs} = Valor absoluto do *IDR* para o currículo da turma *T* que está sendo analisada;

IDR_{max} = Máximo valor possível para o IDR_{abs};

IDR_{min} = Mínimo valor possível para o IDR_{abs}.

Para calcular a máxima desordem de requisitos possível do currículo, recorreu-se à metaheurística *Busca Tabu*, face à complexidade de implementação de método exato para a obtenção da solução desejada. Verificou-se, entretanto, que uma heurística de busca local é suficiente para se obter, possivelmente, a máxima desordem de requisitos. O algoritmo a seguir ilustra a heurística de busca local utilizada.

```
Início
    Para n ciclos faça
        Gere um quadro curricular aleatório
        Repita enquanto o IDR aumentar
            Realize todas as trocas possíveis de disciplinas no Quadro Curricular
            Selecione a troca de disciplinas que propicia o maior acréscimo do IDR
        Fim enquanto
    Fim para
Fim
```

Para se calcular o IDR_{min} utilizou-se do mesmo algoritmo anterior, substituindo os procedimentos de maximização por procedimentos de minimização.

4.2 IDENTIFICANDO OS COMPONENTES DO ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO

Este item da pesquisa tem por objetivo definir as variáveis, constantes e parâmetros envolvidos no sistema de otimização. Serão realizadas, também, algumas definições adicionais necessárias à compreensão do funcionamento do sistema.

4.2.1 Realizando algumas definições necessárias

- Quadro Curricular: É o conjunto de disciplinas que compõe o currículo de um curso, onde cada disciplina está alocada em um determinado período.

- Mapa curricular: É o conjunto dos quadros curriculares de todas as turmas consideradas no problema.

- Período (*P*): É a subdivisão temporal de um curso onde é ofertada um conjunto de disciplinas simultaneamente.

- Turma *(T*): É a identificação do conjunto de alunos que ingressaram e estudam juntos no curso. Nesta pesquisa é considerado que um aluno sempre pertence a uma mesma turma, apesar de que na prática isso nem sempre ocorre. Porém, para fins de otimização, isso pode ser considerado.

- Disciplina (*D*): É a unidade curricular do curso.

- Replicação de Disciplina: É a oferta replicada de uma disciplina em uma mesma etapa temporal. Isso é necessário quando o número de alunos que necessitam se matricular na disciplina na etapa temporal considerada é superior a capacidade da mesma. Quanto maior a replicação, maior a oferta de uma mesma disciplina.

- Unificação de Disciplina: É a redução no número de replicações de disciplinas. Isso ocorre quando alunos de turmas distintas passam a estudar juntos em uma mesma disciplina.

4.2.2 Definindo as variáveis

- Etapa temporal (t): É a linha do tempo para o sistema de otimização. É medido na mesma unidade do período do curso, ou seja, em bimestre, semestre ou ano. A etapa temporal tem início na primeira etapa passível de otimização e termina com o término da última turma considerada no processo de otimização.

- Período da turma (P_{Tt}): É o período do curso em que a turma T se encontrará na etapa temporal t considerada.

- Número de disciplinas no período do curso (Nd_P): É o número de disciplinas que estão alocadas em um mesmo período P do curso.

- Número total de disciplinas ofertadas com unificação em uma etapa temporal ($TNdc_t$): É o número total de disciplinas (considerando a replicação) com previsão de oferta em uma etapa temporal t, considerando as previsões de unificação.

- Número total de replicações (Ndr_{Dt}): É o número total de replicações necessárias da disciplina D na etapa temporal t a fim de atender a todos os alunos matriculados.

- Otimização de disciplinas em uma etapa temporal (O_t): É o total de disciplinas unificadas na etapa temporal t. Esse valor é obtido da seguinte maneira: $O_t = TNds_t - TNdc_t$.

- Índice de Desordem de Posição de uma turma (IDP_T): É o valor fornecido pelo Indicador de Desordem de Posição (IDP) para uma determinada turma T em análise.

- Índice de Desordem de requisitos de uma turma (IDR_T): É o valor fornecido pelo Indicador de Desordem de Requisitos (IDR) para uma determinada turma T em análise.

- Número de disciplinas a serem ofertadas com otimização (θ): É um número correspondente ao total estimado de disciplinas a serem unificadas nas etapas temporais consideradas, levando em conta o processo de otimização realizado. É a função objetivo do problema.

4.2.3 Definindo as constantes

- Número de turmas (Nt): É o número total de turmas existentes do curso considerado.

- Número de disciplinas (*Nd*): É o número total de disciplinas existente no curso considerado.

- Tamanho da etapa temporal *(k)*: É o número de períodos passíveis de terem disciplinas unificadas no problema considerado.

- Capacidade de disciplina (C_D): É a capacidade máxima que uma determinada disciplina *D* comporta de alunos. Isso pode variar de disciplina por disciplina em virtude dos recursos materiais que fazem uso, da atenção que os professores devem dispensar aos alunos, entre outros fatores.

- Índice de perda no período (α_P): É o percentual de alunos que desistem ou trancam o curso num determinado período *P*. Esse índice é de difícil estimação, pois depende de inúmeros fatores: tempo que o aluno já está matriculado no curso, satisfação dos alunos em relação aos professores, qualidade e do preço dos cursos, situação financeira do país, entre tantos outros. Observa-se, porém, que há uma forte correlação entre o índice de perda de alunos e a variável "tempo que o aluno está matriculado no curso". Por isso, a estimação do índice em questão foi vinculado ao período do curso. Constata-se, facilmente, que alunos no início do curso evadem mais. Com o passar do tempo o número de desistência diminui, chegando a patamares muito pequenos ao término dos cursos. De forma geral, instituições que apresentam uma gestão financeira eficaz têm esse índice estimado por curso, pois ele é fundamental para a realização de orçamento.

- Número de períodos do curso (*Np*): É o número total de períodos que compõe o curso em questão.

- Número total de alunos matriculados em uma disciplina (TNa_{Dt}): É o número total de alunos estimado que deverá se matricular na disciplina *D* na etapa temporal *t*.

- Número total de disciplinas ofertadas sem unificação em uma etapa temporal ($TNds_t$): É o número total de disciplinas (considerando a replicação) com previsão de oferta em uma etapa temporal *t*, não considerando as previsões de unificação.

- Carga horária da disciplina (Chd_D): É a carga horária de uma determinada disciplina *D* do curso.

- Carga horária do período (Chp_P): É a carga horária total das disciplinas ofertadas em um período *P* do curso. Esse valor normalmente é fixo, não alterando de período para período.

4.2.4 Relacionando os parâmetros

- Máxima desordem de posição permitida (*MAX_IDP*): É a máxima desordem de posição permitida para cada turma durante o processo de otimização. Esse valor, que é fornecido em percentual, é estipulado pelo operador do sistema na ocasião da geração da otimização.

- Máxima desordem de requisitos permitida (*MAX_IDR*): É a máxima desordem de requisitos permitida para cada turma durante o processo de otimização. Esse valor, que também é fornecido em percentual, é estipulado pelo operador do sistema na ocasião da geração da otimização.

4.3 MODELANDO O ALGORITMO DE OTIMIZAÇÃO

Para se realizar a modelagem do algoritmo de otimização, fez-se necessário determinar, primeiramente, o algoritmo heurístico utilizado.

4.3.1 Escolhendo o algoritmo heurístico

Como já discutido, não existe uma delimitação clara da heurística recomendada para cada tipo de problema. Pode-se perceber, por uma análise dos artigos publicados nessa área, que há uma gama de heurísticas utilizadas em um mesmo tipo de problema.

Em conformidade com o que foi previsto na metodologia, a escolha da heurística se deu com base na opinião de especialistas. A heurística escolhida para a pesquisa em questão foi a Busca Tabu. Sua escolha se deu, principalmente, devido à característica combinatória do problema.

4.3.2 Modelando o algoritmo heurístico

Para a modelagem da Busca Tabu foi necessária a escolha e implementação de diversas funções, variáveis e estratégias no algoritmo, tais como função objetivo, restrições, uso de memórias, solução inicial, entre outras. A seguir são descritos cada um dos requisitos necessários.

4.3.2.1 Função objetivo

O objetivo que se tem com o sistema de otimização aqui proposto é reduzir os custos inerentes à oferta de disciplinas, como, por exemplo, professores (principalmente), espaço físico, insumos, entre outras despesas. Assim, a função objetivo do sistema de otimização em questão é maximizar o número de unificação de disciplinas em uma mesma etapa temporal. Quanto maior esse valor, maior a otimização realizada.

Deve-se salientar que a probabilidade de que unificações de disciplinas estimadas pelo algoritmo ocorram de fato, diminui à medida que a etapa temporal aumenta. Isso se deve ao fato de que outras variáveis interferem no processo ao longo do tempo (mudança de currículo, fechamento do curso, entre outros). Outro fator que pode dificultar essa unificação prevista é a estimação de alunos no tempo. O erro na estimação aumenta com o aumento da etapa temporal, tendo em vista que essa estimação é gerada pela multiplicação dos índices de perda de alunos nos períodos, que por si só já possuem um erro embutido. Em virtude do exposto foi importante ponderar as otimizações de disciplinas realizadas em cada etapa temporal, dando maior peso às otimizações realizadas nas etapas temporais iniciais. Quando a ponderação é realizada, a função objetivo retrata um valor um pouco diferente do número total estimado de disciplinas unificadas no problema.

Foi utilizada uma função linear para estimar os pesos dados às otimizações realizadas em cada etapa temporal, a qual é apresentada na expressão a seguir.

$$p_t = \frac{(1-z)t-(1+kz)}{k-1} \tag{24}$$

onde

p_t = peso estipulado à otimização de disciplinas (O_t) ocorrida na etapa temporal t;

t = etapa temporal na unificação considerada;

k = tamanho da etapa temporal do problema de otimização;

z = parâmetro que informa o peso estipulado à otimização realizada na primeira etapa temporal. Quando esse parâmetro for igual a um, a ponderação é ignorada, haja vista que o peso da última etapa também é igual a um.

A função objetivo (FO) é apresentada a seguir:

$$FO = \theta = k.\frac{\sum_{i=1}^{k} O_i p_i}{\sum_{i=1}^{k} p_i} \qquad (25)$$

onde

θ = número correspondente ao total de disciplinas estimadas a serem unificadas em todas as etapas temporais;

O_i = número total de disciplinas unificadas na etapa temporal i;

p_i = peso estipulado à otimização de disciplinas (O_i) ocorrida na etapa temporal i;

k = tamanho da etapa temporal do problema de otimização.

A utilização de k na função objetivo é dispensável. Decidiu-se aqui pela sua utilização, pois assim o valor retratado pela função objetivo é próximo ao número total de unificação de disciplinas realizadas, ou seja, faz com que o valor retratado tenha um significado.

4.3.2.2 Restrições

O sistema de otimização lida com quatro restrições, as quais são relatadas a seguir:

- Atendimento à capacidade máxima das disciplinas: Como já explicado, cada disciplina apresenta uma capacidade máxima de atendimento de alunos. O sistema de otimização deve lidar com essa restrição cuja formulação é dada pela expressão a seguir.

$$Ndr_{Dt} \geq \frac{TNa_{Dt}}{C_D} \qquad D=1,2,...., Nd;\ t=1,2....,k \qquad (26)$$

onde

Ndr_{Dt} = Número total necessário de replicações da disciplina D na etapa temporal t;

TNa_{Dt} = Número total de alunos estimado que deverá se matricular na disciplina D na etapa temporal t;

C_D = Capacidade da disciplina D.

- Atendimento à desordem de requisitos: Essa restrição diz respeito aos requisitos estipulados entre as disciplinas das turmas. Um dos parâmetros que é fornecido ao sistema é o *MAX_IDR*, ou seja, a máxima desordem de requisitos permitida. Durante o processo de otimização, o grau de desordem de requisitos retratado pelo IDR_T no currículo de todas as turmas deve ser menor que o *MAX_IDR*. A formulação para essa restrição é dada na expressão a seguir.

$$IDR_T \leq MAX_IDR \quad T=1,2,.....,Nt \tag{27}$$

Essa restrição é relaxada durante um número de ciclos da busca tabu permitindo que haja uma diversificação na busca. Tal estratégia será explicada posteriormente.

- Atendimento à desordem de posição: Essa restrição diz respeito à alocação das disciplinas nos períodos dos cursos. Outro parâmetro que é fornecido ao sistema é o *MAX_IDP*, ou seja, a máxima desordem de posição permitida. Durante o processo de otimização, o grau de desordem de posição retratado pelo IDP_T no currículo de todas as turmas deve ser menor que o *MAX_IDP*. A expressão a seguir modela essa restrição.

$$IDP_T \leq MAX_IDP \quad T=1,2,.....,Nt \tag{28}$$

Essa restrição também é relaxada durante a busca tabu para permitir diversificação.

- Atendimento à carga horária do período: Como já explanado, há um número fixo de carga horária alocada em cada período do curso. Assim, não se pode alocar disciplinas em um período *P* cuja soma de suas cargas horárias diferem da carga horária estipulada para esse período. A expressão a seguir modela essa restrição.

$$Chp_P = \sum_{i=1}^{Nd_{PT}} Chd_i \qquad P=1,2,...., Np;\ T=1,2....,Nt \tag{29}$$

onde

Chd_i = Carga horária da disciplina *i*;

Chp_P = Carga horária total ofertada de disciplinas em um período *P* do curso;

Nd_{PT} = Número de disciplinas da turma *T* alocadas para o período *P* do curso.

4.3.2.3 Solução Inicial

A solução inicial fornecida ao algoritmo de otimização é gerada em duas etapas: i) inicialização aleatória e; ii) busca local. Para cada turma existente no problema é gerada uma seqüência aleatória de disciplinas. Após a inicialização aleatória, são realizadas trocas de forma que a seqüência gerada não viola as restrições impostas ao sistema. A seguir é apresentado o algoritmo dessa inicialização.

```
Início
    Para cada turma faça
        Para cada disciplina do currículo faça
            Aloque a disciplina em um período aleatório sem ultrapassar a carga horária do período
        Fim para
        Altere aleatoriamente a ordem das disciplinas a fim de que o IDP_T e o IDR_T do currículo da
        turma T estejam dentro dos patamares aceitáveis
    Fim para
    Retorna a solução inicial parcial
Fim
```

Feita a geração aleatória dos quadros curriculares é realizada uma busca local através do método da descida. O algoritmo a seguir apresenta esse método para o problema em questão.

```
Início
    Repita enquanto houver melhoria
        Para cada turma faça
            Repita enquanto houver melhoria
                Efetue a movimentação* que resulte na melhor solução sem infringir restrições
            Fim enquanto
        Fim para
    Fim enquanto
    Retorna a solução inicial
Fim
*: Movimentação é a troca permitida entre duas disciplinas quaisquer do currículo de uma turma.
```

4.3.2.4 Vizinhança e movimentação

Para o problema em questão, a vizinhança *N(s)* de uma solução *s* qualquer é o conjunto de todos os mapas curriculares gerados por uma movimentação.

4.3.2.5 Uso da memória

Na implementação do algoritmo de Busca Tabu se fez uso tanto da memória de curto prazo quanto da memória de longo prazo. A memória de curto prazo foi utilizada para a implementação da lista tabu que, no algoritmo, serve para armazenar as turmas e os últimos pares de disciplinas trocados. A memória de longo prazo foi utilizada como uma memória de residência, pois serve para medir a freqüência com que as disciplinas das turmas ocupam os períodos do currículo. Essa medida de freqüência é utilizada para a estratégia de intensificação do algoritmo que será explicada na seqüência.

4.3.2.6 Critério de aspiração

O movimento tabu é aceito se ele produz uma solução melhor que a melhor solução encontrada até então nas buscas realizadas.

4.3.2.7 Estratégias de intensificação e diversificação

Foram utilizadas ambas as estratégias na implementação do algoritmo. Duas estratégias de diversificação foram incorporadas: i) a reinicialização aleatória do algoritmo (busca de uma solução aleatória) após um determinado ciclo de buscas, e; ii) a relaxação dos indicadores de desordem (*IDP* e *IDR*) em um percentual sobre os valores inicialmente estabelecidos. Após experimentações não se pôde constatar que as melhorias obtidas nas soluções variavam significativamente em função do percentual escolhido. Assim, foi dada a relaxação máxima ao sistema, ou seja, *Max_IDP* e *Max_IDR* igual a 100%. A Figura 6 ilustra como essa relaxação se processa no sistema durante a busca tabu. Pode-se perceber na Figura 6 que se durante 33% do número de ciclos previstos na Busca Tabu não se encontrar nenhuma melhoria na solução, o sistema é relaxado totalmente em termos de *IDP* e *IDR*. Se mesmo assim não se encontrar soluções melhores, ao chegar a 66% do número de ciclos na Busca Tabu as restrições do *IDP* e *IDR* passam novamente a vigorar no sistema.

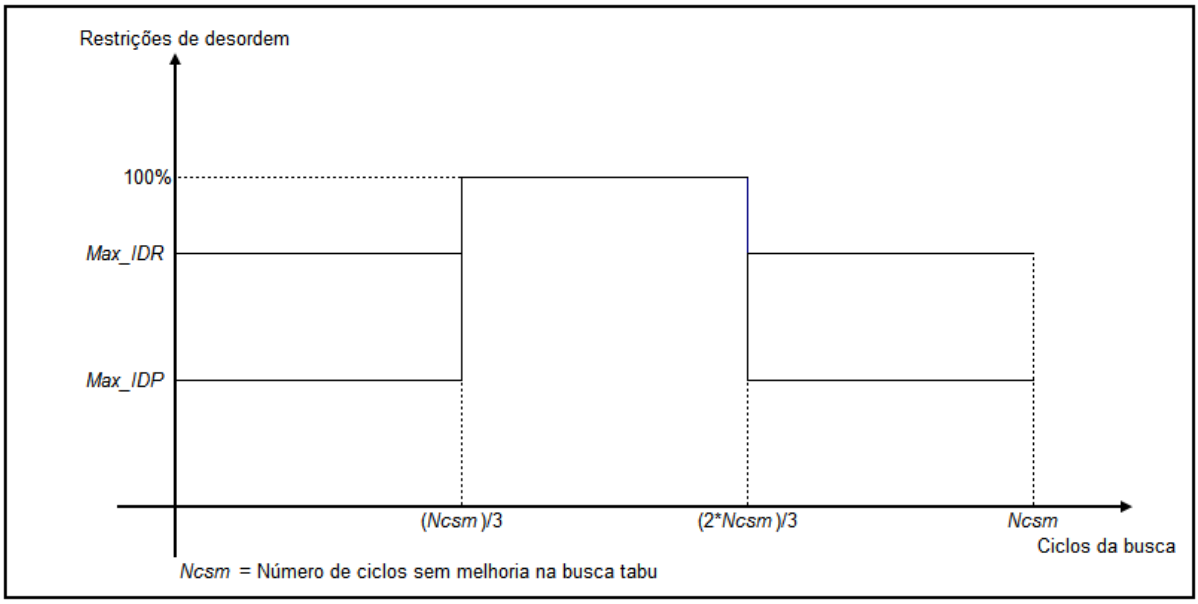

FIGURA 6 – Estratégia de relaxação de restrições durante a busca tabu

Como estratégia de intensificação foi utilizado o processo de congelamento de disciplinas. Tal processo consiste em “congelar” as disciplinas das turmas que mais ocuparam uma determinada posição no currículo até o momento, impedindo que movimentos futuros sejam realizados com as mesmas. A memória de residência deu subsídio para a implementação dessa estratégia. Os procedimentos realizados na busca intensiva são os mesmos da busca tabu tradicional (sem intensificação). No processo de intensificação o tamanho da lista tabu foi reduzido para a metade de seu tamanho original, tendo em vista a restrição de movimento das disciplinas “congeladas”.

4.3.2.8 Critério de Parada

O critério de parada do algoritmo aqui proposto consiste na quantidade de ciclos executados. Esse parâmetro pode ser ajustado em função da necessidade de tempo de se obter a resposta. Quanto maior o número de ciclos destinados às buscas, maiores são as chances de se obterem melhores resultados. Optou-se por esse critério de parada, pois normalmente este tipo de problema não precisa ser resolvido em um curto espaço de tempo.

4.3.2.9 Parâmetros

Como já explanado, um dos problemas da Busca Tabu é a quantidade de parâmetros que necessitam ser ajustados. Na modelagem em questão, os seguintes parâmetros necessitam de ajustes:

- Número de ciclos sem melhoria (*Ncsm*): Esse parâmetro é utilizado para informar a quantidade de vezes que a busca tabu (tradicional e na intensificação) deve ser executada sem que nenhuma melhoria na solução seja encontrada.

- Número de ciclos totais (*Nct*): Esse parâmetro é utilizado para informar a quantidade de vezes que o algoritmo deve ser reinicializado. Ou seja, indica a quantidade de ciclos realizados pelo algoritmo completo.

- Tempo tabu (*Tt*): Esse parâmetro é utilizado para informar o tamanho da lista tabu, ou seja, o número de iterações que um determinado movimento permanece tabu.

- Tempo tabu de intensificação (*Tti*): Esse parâmetro é utilizado para informar o tamanho da lista tabu no processo de intensificação.

- Congelamento (*Cong*): Esse parâmetro é utilizado para informar o número de disciplinas que devem ser “congeladas” em cada turma no processo de intensificação.

- Peso da primeira etapa temporal *(z)* = Esse parâmetro é utilizado para informar o peso estipulado à otimização realizada na primeira etapa temporal.

4.3.2.10 Algoritmo

Nas etapas anteriores foram apresentadas todas as estratégias e peculiaridades utilizadas pelo sistema de otimização desenvolvido nessa pesquisa. A Figura 7 ilustra o fluxograma do macro algoritmo do sistema.

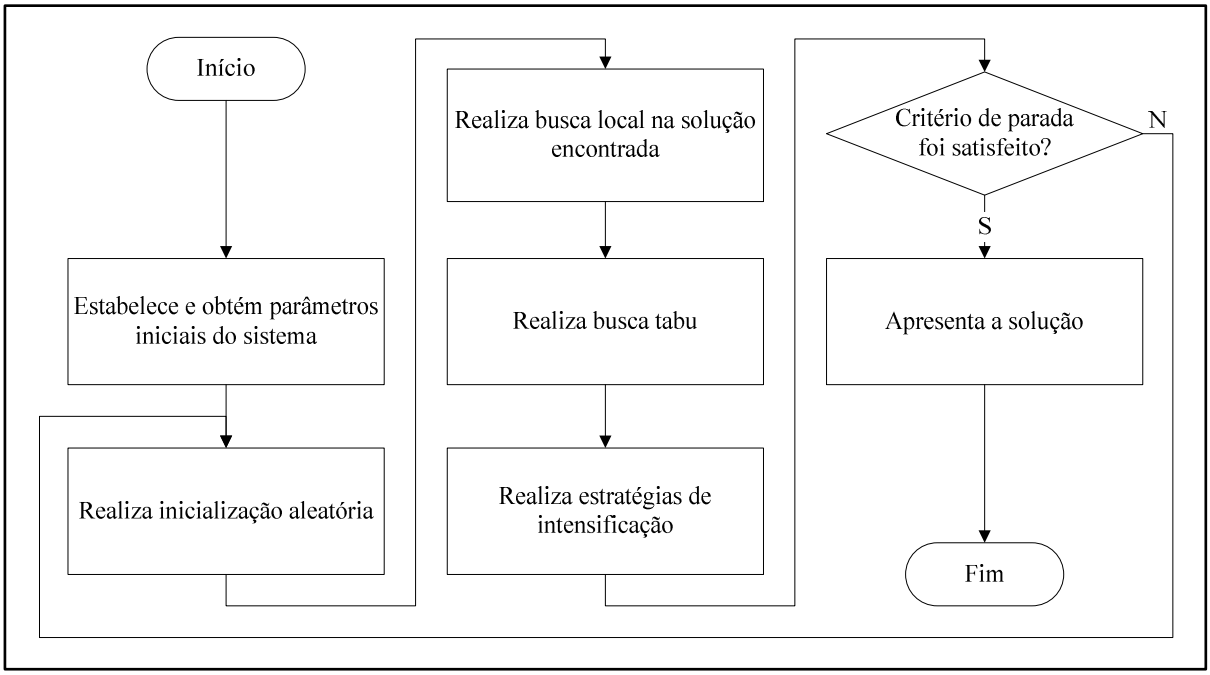

FIGURA 7 – Fluxograma do algoritmo de otimização

A seguir é apresentado o algoritmo da busca tabu utilizado no sistema de otimização da pesquisa em questão.

```
Início
    Obtenha o mapa curricular atual
    Obtenha os parâmetros do sistema
    Repita enquanto o contador de ciclos sem melhoria é menor que o limite estabelecido
        Sorteie uma turma
        Para cada par de disciplinas com cargas horárias iguais localizadas em períodos diferentes
            Avalie o movimento ocasionado pela troca das disciplinas
            Se o movimento infringir restrições, ignore-o
            Se o movimento for tabu
                Se o movimento não ocasionar a melhor solução até o momento, ignore-o
            Fim se
        Fim para
        Realize o movimento permitido na turma que ocasione a melhor solução
        Atualize a lista tabu
        Atualize a memória de freqüência
        Verifique se a solução obtida com o movimento anterior é a melhor até o momento
        Se sim, zere o contador de ciclos sem melhoria; se não, incremente esse contador
    Fim enquanto
    Retorna a solução
Fim
```

5. APLICAÇÃO DO SISTEMA

Este capítulo objetiva mostrar os resultados da aplicação do sistema desenvolvido. O sistema em questão tem aplicação plena em cursos superiores que estão organizados em um formato modular, principalmente onde haja a existência mínima de pré-requisitos formais. Isso facilita o processo de designação de disciplinas em períodos apropriados. Os cursos superiores que normalmente atendem a esses requisitos são os cursos superiores de tecnologia (tecnólogos). Em virtude disso, a pesquisa em questão foi aplicada em dois cursos superiores de tecnologia com características distintas, oriundos de diferentes instituições.

5.1 PRIMEIRO PROBLEMA CONSIDERADO

A primeira experimentação foi realizada em um curso superior de tecnologia em Gestão Financeira de uma instituição de ensino superior de Curitiba-PR. Esse curso apresenta as seguintes características:

- Duração regular de 2 anos, com carga horária total de 1600 horas;
- Existência de 16 disciplinas, sendo 8 disciplinas de 80 horas e 8 disciplinas de 120 horas;
- Existência de 8 períodos, sendo que a duração de cada período é de 1 bimestre;
- Oferta de duas disciplinas simultaneamente, sendo que a carga horária total de qualquer período é de 200 horas (composto por uma disciplina de 80 horas e outra de 120 horas);
- Inexistência de pré-requisitos formais no quadro curricular do curso. Apesar de tal situação ocorrer, foi incluído um pré-requisito a fim de testar o gerenciamento desse recurso pelo sistema desenvolvido (a disciplina 3 foi vinculada como pré-requisito para a disciplina 16).

O Quadro 6 apresenta o quadro curricular completo do curso.

5.1.1 Um modelo para experimentação

A fim de possibilitar uma melhor análise do funcionamento do sistema, foi criado um cenário hipotético (mas possível de acontecer) que não condiz com a situação atual da instituição de ensino utilizada para o estudo em questão. Esse cenário foi criado, pois o atual não permite uma boa experimentação. Nesse cenário:

- foi considerada a existência de 10 turmas simultâneas desse curso, com início em etapas temporais diferentes.
- foi considerado um número de alunos em cada turma.

- foi considerada uma previsão de ingresso de alunos nas turmas que ainda não iniciaram.
- foi considerada uma previsão de perda de alunos ao longo dos períodos.

Código	Disciplina	Carga Horária	Período
1	Informatização Empresarial	80 horas	1
2	Fundamentos de Contabilidade	120 horas	1
3	Fundamentos de Finanças	80 horas	2
4	Gestão de Empresa Moderna	120 horas	2
5	Fudamentos de Gestão	80 horas	3
6	Planejamento Estratégico Financeiro	120 horas	3
7	Matemática Financeira	80 horas	4
8	Análise dos Demonstrativos Financeiros	120 horas	4
9	Economia e Mercado	80 horas	5
10	Análise de Risco e Crédito	120 horas	5
11	Mercado de Capitais	80 horas	6
12	Administração do Circulante	120 horas	6
13	Elaboração de Orçamento	80 horas	7
14	Análise e Decisão de Investimentos	120 horas	7
15	Legislação Tributária	80 horas	8
16	Desenvolvimento de Projetos Financeiros	120 horas	8

QUADRO 6 – Quadro curricular do curso usado no primeiro problema

As Tabelas 2 e 3 apresentam o índice de perda de alunos no período (α_P) para os primeiros sete períodos do curso e o número de alunos existentes nas turmas na etapa temporal inicial (Na_{1T}), respectivamente. Nas situações em que a previsão de início do curso é posterior a etapa temporal n° 1, os números apresentados na Tabela 4 referem-se à previsão de alunos que deverá existir na turma logo no seu início. A Tabela 4 apresenta a capacidade de cada uma das 16 disciplinas constantes no currículo do curso, para a instituição em estudo.

TABELA 2 – Índice de perda de alunos considerado no primeiro problema

Período	1	2	3	4	5	6	7
α_P	17%	10%	8%	7%	5%	4%	2%

TABELA 3 – Número de alunos previstos ou existentes nas turmas no primeiro problema

Turma	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Alunos	50	42	35	55	50	44	42	50	33	55

TABELA 4 – Capacidade de cada disciplina no primeiro problema

Disciplina	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
C_D	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	40

O Quadro 7 apresenta o cenário completo das disciplinas, mostrando em que etapa temporal (t) foi ou será o início de cada turma, a distribuição prévia (sem otimização) das disciplinas das turmas, o número de alunos existente na etapa temporal n° 1 e a previsão de alunos nas etapas temporais posteriores (Na_{PT}).

t	*T1*			*T2*			*T3*			*T4*			*T5*			*T6*			*T7*			*T8*			*T9*			*T10*		
	D		Na_{PT}	*D*		Na_{PT}	*D*		Na_{PT}	*D*		Na_{PT}	*D*		Na_{PT}	*D*		Na_{PT}	*D*		Na_{PT}	*D*		Na_{PT}	*D*		Na_{PT}	*D*		Na_{PT}
				1	2																									
				3	4																				1	2				
				5	6								1	2											3	4				
				7	8								3	4		1	2		1	2					5	6				
1	1	2	50	9	10	42							5	6	50	3	4	44	3	4	42	1	2	50	7	8	33			
2	3	4	42	11	12	40	1	2	35				7	8	46	5	6	40	5	6	38	3	4	42	9	10	31			
3	5	6	38	13	14	38	3	4	29	1	2	55	9	10	43	7	8	37	7	8	35	5	6	38	11	12	29	1	2	55
4	7	8	35	15	16	37	5	6	26	3	4	46	11	12	41	9	10	34	9	10	33	7	8	35	13	14	28	3	4	46
5	9	10	33				7	8	24	5	6	41	13	14	39	11	12	32	11	12	31	9	10	33	15	16	27	5	6	41
6	11	12	31				9	10	22	7	8	38	15	16	38	13	14	31	13	14	30	11	12	31				7	8	38
7	13	14	30				11	12	21	9	10	35			0	15	16	30	15	16	29	13	14	30				9	10	35
8	15	16	29				13	14	20	11	12	33										15	16	29				11	12	33
9							15	16	20	13	14	32																13	14	32
10										15	16	31																15	16	31

QUADRO 7 – Cenário completo a ser otimizado no primeiro problema

A previsão de alunos para as etapas posteriores é realizada pela expressão a seguir:

$$Na_{PT} = Na_{1T} \prod_{i=2}^{P} (1 - \alpha_{P-1}) \qquad (30)$$

onde

Na_{PT} = Número de alunos existente na turma T no período P do curso;

α_P = Percentual de alunos que desistem ou trancam o curso num determinado período P do curso.

5.1.2 Identificação das constantes

Em função da contextualização do problema e do cenário hipotético apresentado é possível definir o restante dos valores das constantes e parâmetros necessários ao sistema de otimização.

- Número de turmas: Nt = 10;
- Número de disciplinas no currículo: Nd = 16;
- Tamanho da etapa temporal: k = 10;

- Número de períodos do curso: $Np = 8$;
- Carga horária do período: $Chp_P = 200$h, para qualquer valor de P;
- Número de disciplinas por período do curso: $Nd_P = 2$, para qualquer valor de P.

5.1.3 Customização do sistema para o problema considerado

Esta fase tem como objetivo adequar o sistema de otimização desenvolvido no capítulo 4 para o problema contextualizado anteriormente. Tal adequação deve ser realizada nos dois indicadores de desordem (*IDP* e *IDR*) e no algoritmo de otimização.

5.1.3.1 Elaboração do Indicador de Desordem de Posição (*IDP*)

A expressão 15, apresentada do item 4.1.1, mostra a forma de obtenção do IDP_T para um quadro curricular de uma turma T qualquer. Para a formulação do *IDP*, fez-se necessário encontrar os valores de cf_i e IDP_{max} para o problema em questão. Para a obtenção desses valores foi necessário obter dos especialistas os valores para os graus de flexibilidades (gf_D) das disciplinas, tendo em vista que cf_D é função de gf_D. Quatro professores do curso considerado definiram, em conjunto, o grau de flexibilidade para cada uma das disciplinas. A Tabela 5 apresenta os índices *gf's* estipulados pelos especialistas para as disciplinas, bem como os correspondentes *cf*'s obtidos.

TABELA 5 – Índices *gf* e *cf* das disciplinas para o primeiro problema

Disciplina	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
gf_D	7	5	1	9	7	5	5	5	7	5	5	5	5	5	9	1
cf_D	1,25	2,50	5,00	0,00	1,25	2,50	2,50	2,50	1,25	2,50	2,50	2,50	2,50	2,50	0,00	5,00

Para a obtenção do IDP_{max}, utiliza-se da expressão 16, localizada no item 4.1.1 desta pesquisa. O valor obtido para o IDP_{max} para o problema em questão foi de 136,25. Assim, a expressão para o cálculo do IDP_T é dada por:

$$IDP_T = \frac{100.\sum_{i=1}^{16} D_i^{rs}.cf_i}{136,25} \qquad (31)$$

onde

IDP_T = Valor relativo do *IDP* para o currículo da turma T que está sendo analisada;

D_i^{rs} = Distância entre o período r alocado para a disciplina i até seu período original s;

cf_i = Coeficiente de fixação da disciplina *i* em relação a seu período original.

5.1.3.2 Elaboração do Indicador de Desordem de Requisitos (*IDR*)

A expressão 23, apresentada do item 4.1.1 desta pesquisa, mostra a forma de obtenção do IDR_T para um quadro curricular qualquer. Para a estruturação do IDR_T, fez-se necessário encontrar os valores de cr_i, IDR_{max} e IDR_{min} para o problema em questão. Para a obtenção desses valores foi necessário, primeiramente, obter os valores dos Graus de Requisitos (*gr*'s) entre disciplinas. Tais graus foram estipulados pelos mesmos especialistas que auxiliaram na criação do *IDP*, utilizando do método proposto por Dutra & Fogliatto (2007). Ao todo, os especialistas realizaram comparações pareadas para quatro disciplinas (metade das disciplinas do curso). No Anexo 1 são apresentadas as quatro matrizes geradas para cada linha preenchida pelos especialistas, bem como a matriz resultante de Graus de Requisitos, a qual apresentou os seguintes índices:

- Maior autovalor (λ_{max}) = 16,25;
- Índice de consistência da matriz (μ) = 0,017;
- Razão de Consistência (*CR*) = 0,034.

Para se obter o valor de *RI*, necessário para o cálculo de *CR*, foi gerado um experimento computacional em conformidade com a metodologia proposta por Dutra & Fogliatto (2007) para este fim, tendo em vista que neste problema o preenchimento da matriz se deu de forma incompleta. O valor de *RI* obtido para a matriz em questão (quinhentos ciclos de matrizes geradas aleatoriamente onde em cada geração foram consideradas quatro matrizes de preenchimento incompleto de ordem dezesseis) foi de 0,494.

Em posse da Matriz de Graus de Requisitos foi possível a obtenção da Matriz de Coeficientes de Requisitos, a qual é apresentada no Quadro 8.

Para a obtenção do IDR_{max} e IDR_{min} foi utilizada a heurística de busca local apresentada no item 4.1.1. Os valores obtidos para o IDR_{max} e IDR_{min} foram 87,31 e 6,47, respectivamente. Diante do exposto a expressão final para o cálculo do IDR_T é dada por:

$$IDR_T = \frac{100.(IDR_{Tabs} - 6{,}47)}{80{,}84} \qquad (32)$$

onde

IDR_T = Valor relativo do IDR_{Tabs} para o currículo da turma que está sendo analisada;

IDR_{Tabs} = Valor absoluto do IDR_{Tabs} para o currículo da turma que está sendo analisada.

	Informatização Empresarial	Fudamentos de Contabilidade	Fundamentos de Finanças	Gestão de Empresa Moderna	Fudamentos de Gestão	Planejamento Estratégico Financeiro	Matemática Financeira	Análise dos Demonstrativos Financeiros	Economia e Mercado	Mercado de Capitais	Análise de Risco e Crédito	Administração do Circulante	Elaboração de Orçamento	Análise e Decisão de Investimentos	Legislação Tributária	Desenvolvimento de Projetos Financeiros
Informatização Empresarial	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.00	0.00	0.20	0.80	0.28	1.20	0.63	1.20	0.20	1.40
Fudamentos de Contabilidade	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20	1.20	0.68	2.00	0.85	1.88	0.20	2.20
Fundamentos de Finanças	0.93	1.07	0.00	0.93	0.51	1.04	0.53	0.50	1.40	2.80	2.27	4.00	2.44	4.53	1.40	5.00
Gestão de Empresa Moderna	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.00	0.00	0.20	0.80	0.28	1.20	0.63	1.20	0.20	1.40
Fudamentos de Gestão	0.27	0.28	0.00	0.27	0.00	0.40	0.00	0.00	0.60	1.20	0.80	1.60	1.00	1.87	0.60	2.20
Planejamento Estratégico Financeiro	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.67	0.28	0.93	0.33	0.80	0.08	1.13
Matemática Financeira	0.40	0.28	0.00	0.40	0.00	0.43	0.00	0.00	0.60	1.20	0.67	1.60	1.03	2.40	0.60	2.60
Análise dos Demonstrativos Financeiros	0.34	0.35	0.00	0.34	0.00	0.60	0.00	0.00	0.68	1.27	0.73	1.53	0.93	2.60	0.68	2.93
Economia e Mercado	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.60	0.08	1.00	0.25	0.88	0.00	1.20
Mercado de Capitais	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.00	0.00	0.00	0.31
Análise de Risco e Crédito	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.27	0.00	0.40	0.00	0.68	0.00	1.00
Administração do Circulante	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20
Elaboração de Orçamento	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.26	0.00	0.47	0.00	0.33	0.00	0.67
Análise e Decisão de Investimentos	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20
Legislação Tributária	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.60	0.08	1.00	0.25	0.88	0.00	1.20
Desenvolvimento de Projetos Financeiros	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

QUADRO 8 – Matriz de Coeficientes de Requisitos (*MCR*) para o primeiro problema

5.1.3.3 Modelagem do algoritmo

Para a modelagem do algoritmo foram considerados os seguintes parâmetros do sistema:

- Número de ciclos sem melhoria: *Ncsm* = 60;
- Número de ciclos totais: *Nct* = 200;
- Tempo tabu: *Tt* = 20;
- Tempo tabu de intensificação: *Tti* = 10;
- Congelamento: *Cong* = 4;
- Peso da primeira etapa temporal: *z* = 10.

Os parâmetros *Tt*, *Tti* e *Cong* foram definidos com base em experimentações realizadas. Os valores escolhidos foram os que resultaram em melhores soluções. Para os valores de *Ncsm* e *Nct* foram utilizados dois valores que permitissem diversas experimentações. É possível que quanto maior forem os valores desses dois parâmetros, melhores poderão ser os resultados obtidos.

5.1.3.3.1 Função objetivo

A função objetivo do sistema foi apresentada na expressão 25 do item 4.3.2.1. Adaptando-a para o problema considerado, onde k =10 e z = 10, a função torna-se:

$$\theta = 10.\frac{\sum_{i=1}^{10} O_i p_i}{55} \qquad (33)$$

onde

θ = número correspondente ao total de disciplinas unificadas na etapa temporal *i;*

O_i = número total de disciplinas unificadas na etapa temporal *i;*

p_i = peso estipulado à otimização de disciplinas (O_t) ocorrida na etapa temporal *i*.

5.1.3.3.2 Restrições

Conforme já mencionado, o sistema de otimização tem que lidar com quatro restrições. As expressões 26, 27 e 28 que constituem três dessas restrições, não necessitam de adaptação para o problema considerado. Já para a expressão 29, que é outra restrição do problema, 200 horas foram consideradas como carga horária total em cada período, haja vista que sempre serão ofertadas duas disciplinas em cada período: uma de 80 horas e outra de 120 horas.

5.1.4 Resultados obtidos

Algumas experimentações foram realizadas após o desenvolvimento do sistema, o que permitiu colher resultados para análise.

Na primeira experimentação realizada foram fixados os patamares máximos de desordem permitida na otimização, atribuindo um valor de 15% tanto para o *Max_IDP* como para o *MAX_IDR*. Os resultados obtidos com essa experimentação retratam bem o funcionamento do sistema. O Quadro 9, a seguir, mostra um panorama geral da otimização realizada. Nesse quadro é apresentado o mapa curricular do problema aqui proposto, pós otimização, o número total de disciplinas ofertadas com e sem unificação nas dez etapas temporais consideradas ($TNds_t$ e $TNdc_t$), o número de alunos existentes/estimados para cada turma nessas etapas (Na_{PT}), as otimizações realizadas em cada etapa temporal (O_t), os índices

de desordem IDP_T e IDR_T de cada turma após otimização e o peso p_t estipulado para cada etapa temporal.

Para verificar como a otimização ocorre, considere a etapa temporal n° 7. Percebe-se que se não fosse considerada a otimização, 14 ofertas de disciplinas seriam necessárias. Nota-se que dentre as disciplinas ofertadas, 6 ofertas são somente da disciplina 15 (D_{15}). O número total de alunos matriculados nessa disciplina na etapa temporal considerada são 180. Como a capacidade de D_{15} é de 60 alunos (C_{15}=60), apenas 3 ofertas de D_{15} são necessárias para atender a todos esses alunos, gerando, assim, uma média de 60 alunos matriculados para cada oferta dessa disciplina. Verifica-se que nessa situação, 3 ofertas de D_{15} poderão deixar de existir nessa etapa temporal considerada. Assim, se processa a otimização.

Pode-se perceber que o valor obtido para a função objetivo não coincide com o número total de unificações de disciplinas realizadas. Percebe-se que na situação considerada, o valor da função objetivo, pós-otimização, é de θ = 39,09, sendo que o número total de unificações realizadas foi de 35. Essa diferença é explicada pela ponderação dada entre as etapas.

t	p_t	T1			T2			T3			T4			T5			T6			T7			T8			T9			T10			$TNds_t$	$TNdc_t$	O_t
		D		Na_{P1}	D		Na_{P2}	D		Na_{P3}	D		Na_{P4}	D		Na_{P5}	D		Na_{P6}	D		Na_{P7}	D		Na_{P8}	D		Na_{P9}	D		Na_{P10}			
					1	2																												
					3	4																				1	2							
					5	6								1	2											3	4							
					7	8								3	4		1	2		1	2					5	6							
1	10	1	2	50	13	12	42							9	6	50	3	8	44	3	8	42	1	2	50	11	8	33				14	13	1
2	9	3	6	42	11	10	40	3	2	35				7	10	46	7	6	40	5	6	38	3	6	42	7	10	31				16	12	4
3	8	5	4	38	9	16	38	5	4	29	1	2	55	5	8	43	9	4	37	9	4	35	9	4	38	9	12	29	1	2	55	20	15	5
4	7	7	10	35	15	14	37	1	6	26	3	6	46	15	14	41	15	10	34	7	10	33	7	10	35	15	14	28	3	6	46	20	15	5
5	6	9	8	33				9	8	24	7	8	41	13	12	39	5	12	32	13	12	31	5	8	33	13	16	27	5	8	41	18	12	6
6	5	11	14	31				7	10	22	5	10	38	11	16	38	11	14	31	11	14	30	11	14	31				7	14	38	16	10	6
7	4	15	12	30				15	12	21	15	12	35				13	16	30	15	16	29	15	12	30				15	10	35	14	9	5
8	3	13	16	29				11	14	20	11	4	33										13	16	29				11	4	33	10	8	2
9	2							13	16	20	13	14	32																9	12	32	6	5	1
10	1										9	16	31																13	16	31	4	4	0
IDP		11,0%			14,7%			12,8%			12,8%			14,7%			12,8%			10,1%			14,7%			8,3%			14,7%			θ = 39,09		
IDR		12,2%			11,6%			6,7%			13,5%			14,0%			8,6%			9,0%			14,7%			11,6%			14,2%					

QUADRO 9 – Panorama geral da otimização realizada no primeiro problema

Na segunda experimentação realizada, os patamares máximos de desordem permitida na otimização variaram de 10% a 100%, mantendo o *Max_IDP* igual ao *MAX_IDR* em cada otimização realizada. O Gráfico 1 ilustra como variou o θ em função da variação dos parâmetros considerados. Como era de se esperar, à medida que se permite o aumento da desordem no currículo, seja em termos de posição ou de requisitos, as otimizações aumentam.

Isso ocorre, pois o sistema passa a contar com novas possibilidades de designação de disciplinas à medida que essas restrições são relaxadas. As demais restrições foram atendidas durante a relaxação.

Na terceira e última experimentação realizada para este problema, novamente os patamares máximos de desordem permitida na otimização variaram de 10% a 100%. Entretanto, somente a busca local foi utilizada a cada reinicialização aleatória do sistema. Tal experimentação foi realizada a fim de verificar o quanto a busca tabu estava sendo significante no sistema de otimização. O Gráfico 2 apresenta os resultados dessa experimentação. Pode-se perceber pelo gráfico que a melhoria no valor de θ após *IDP* e *IDR* ser superior a 50% não deve ser estatisticamente significativa.

Após uma rápida análise no Gráfico 2, pode-se constatar que a busca tabu teve uma importância relevante no sistema de otimização. Na média, o aumento da otimização propiciada com a incorporação da busca tabu no sistema foi em torno de 30% para a experimentação realizada.

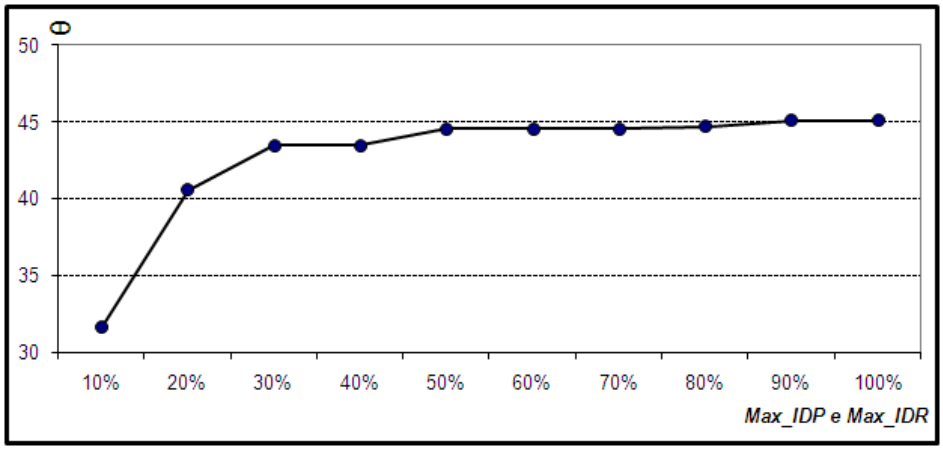

GRÁFICO 1 – Otimização em função da relaxação dos indicadores no primeiro problema

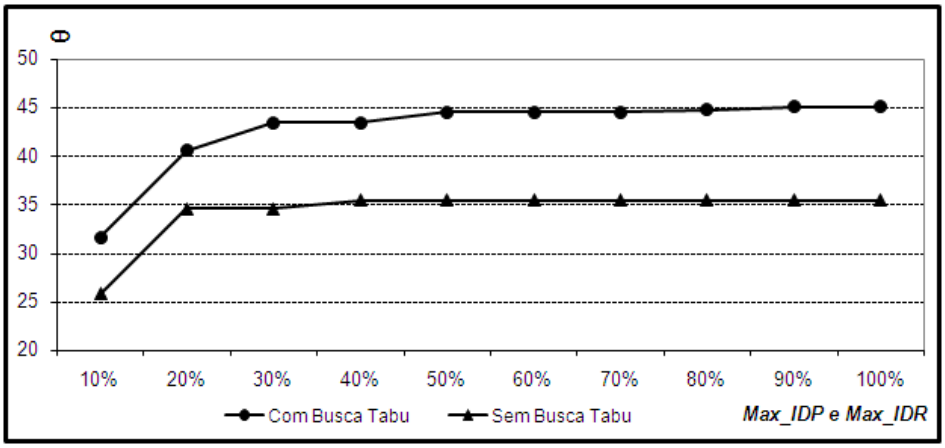

GRÁFICO 2 – Contribuição da BT no algoritmo de otimização do primeiro problema

5.2 SEGUNDO PROBLEMA CONSIDERADO

A segunda experimentação foi realizada em um curso superior de tecnologia em Gestão de Recursos Humanos de outra instituição de ensino superior de Curitiba-PR. Esse curso apresenta as seguintes características:

- Duração regular de 2 anos, com carga horária total de 1600 horas;
- Existência de 21 disciplinas, sendo 19 disciplinas de 80 horas-aula e 2 disciplinas de 40 horas-aula;
- Existência de 4 períodos, sendo que a duração de cada período é de 1 semestre;
- Oferta de cinco disciplinas simultaneamente (com exceção do segundo período original onde são ofertadas seis disciplinas), sendo que a carga horária total de qualquer período é de 400 horas-aula;
- Inexistência de pré-requisitos formais no quadro curricular do curso;
- Complementação da carga horária mínima do curso com 259 horas de atividades complementares (desconsiderada na pesquisa).

O Quadro10 apresenta o quadro curricular completo do curso.

Código	Disciplina	Carga Horária	Período
1	Planejamento Estratégico	80 horas-aula	1
2	Cenários Contemporâneos	80 horas-aula	1
3	Comunicação e Novas Tecnologias	80 horas-aula	1
4	Processos de DP e Legislação Aplicada	80 horas-aula	1
5	Ergonomia, Higiene e Segurança no Trabalho	80 horas-aula	1
6	Desenvolvimento Interpessoal	80 horas-aula	2
7	Gestão de Mudanças	80 horas-aula	2
8	Comportamento Organizacional	80 horas-aula	2
9	Estratégias e Técnicas de Recrutamento e Seleção	80 horas-aula	2
10	Serviços Terceirizados e Parcerias Estratégicas	40 horas-aula	2
11	Relações Trabalhistas e Sindicais	40 horas-aula	2
12	Métodos Quantitativos Aplicados	80 horas-aula	3
13	Planejamento de Cargos, Carreiras e Salários	80 horas-aula	3
14	Motivação e Liderança	80 horas-aula	3
15	Modelos de Gestão de Pessoas e Avaliação de Desempenho	80 horas-aula	3
16	Custos, Resultados e Benefícios	80 horas-aula	3
17	Gestão do Conhecimento	80 horas-aula	4
18	Tecnologia da Informação aplicada à Gestão de Pessoas	80 horas-aula	4
19	Programas de Desenvolvimento e Formação de Talentos	80 horas-aula	4
20	Programas Estratégicos de Integração e de Responsabilidade Social	80 horas-aula	4
21	Programas de Avaliação, Diagnóstico e Desenvolvimento Organizacional	80 horas-aula	4

QUADRO 10 – Quadro curricular do curso usado no segundo problema

Devido à característica do quadro curricular em questão, pode-se perceber facilmente que as disciplinas 10 (Serviços Terceirizados e Parcerias Estratégicas) e 11 (Relações Trabalhistas e Sindicais) sempre estarão alocadas em um mesmo período. Em virtude disso, optou-se por unificar as duas disciplinas em uma única disciplina de 80 horas (Serviços Terceirizados, Parceiras Estratégicas, Relações Trabalhistas e Sindicais). Para fins da otimização aqui proposta, essa unificação não altera o resultado prático da experimentação. O Quadro 11 ilustra o quadro curricular utilizado na experimentação.

5.2.1 Um modelo para experimentação

Como na experimentação anterior, aqui também foi criado um cenário hipotético de distribuição de turmas e alunos, o qual é apresentado a seguir:

- existência de 7 turmas simultâneas do curso, com início em etapas temporais diferentes;
- previsão de um número de alunos em cada turma;
- previsão de ingresso de alunos nas turmas que ainda não iniciaram;
- previsão nos índices de perda de alunos ao longo dos períodos.

Código	Disciplina	Carga Horária	Período
1	Planejamento Estratégico	80 horas-aula	1
2	Cenários Contemporâneos	80 horas-aula	1
3	Comunicação e Novas Tecnologias	80 horas-aula	1
4	Processos de DP e Legislação Aplicada	80 horas-aula	1
5	Ergonomia, Higiene e Segurança no Trabalho	80 horas-aula	1
6	Desenvolvimento Interpessoal	80 horas-aula	2
7	Gestão de Mudanças	80 horas-aula	2
8	Comportamento Organizacional	80 horas-aula	2
9	Estratégias e Técnicas de Recrutamento e Seleção	80 horas-aula	2
10	Serviços Terceirizados, Parcerias Estratégicas, Relações Trabalhistas e Sindicais	80 horas-aula	2
11	Métodos Quantitativos Aplicados	80 horas-aula	3
12	Planejamento de Cargos, Carreiras e Salários	80 horas-aula	3
13	Motivação e Liderança	80 horas-aula	3
14	Modelos de Gestão de Pessoas e Avaliação de Desempenho	80 horas-aula	3
15	Custos, Resultados e Benefícios	80 horas-aula	3
16	Gestão do Conhecimento	80 horas-aula	4
17	Tecnologia da Informação aplicada à Gestão de Pessoas	80 horas-aula	4
18	Programas de Desenvolvimento e Formação de Talentos	80 horas-aula	4
19	Programas Estratégicos de Integração e de Responsabilidade Social	80 horas-aula	4
20	Programas de Avaliação, Diagnóstico e Desenvolvimento Organizacional	80 horas-aula	4

QUADRO 11 – Quadro curricular adaptado do curso usado no segundo problema

As Tabelas 6 e 7 apresentam o índice de perda de alunos no período (α_P) para os primeiros três períodos do curso e o número de alunos existentes ou previstos (para as turmas

que ainda não iniciaram) nas turmas na etapa temporal inicial (Na_{1T}), respectivamente. A Tabela 8 apresenta a capacidade de cada uma das 20 disciplinas constantes no currículo do curso.

TABELA 6 – Índice de perda de alunos considerado no segundo problema

Período	1	2	3
α_P	14%	9%	5%

TABELA 7 – Número de alunos previstos ou existentes nas turmas no segundo problema

Turma	1	2	3	4	5	6	7
Alunos	50	39	45	55	50	45	45

TABELA 8 – Capacidade de cada disciplina no segundo problema

Disciplina	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
C_D	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	60	50	60	60	60

O Quadro 12 apresenta o cenário completo das disciplinas, mostrando em que etapa temporal (t) foi ou será o início de cada turma, a distribuição prévia (sem otimização) das disciplinas nas turmas, o número de alunos existente na etapa temporal n° 1 e a previsão de alunos nas etapas temporais posteriores (Na_{PT}). A previsão de alunos para as etapas posteriores é realizada pela expressão 30.

t	T1						T2						T3						T4						T5						T6						T7					
	D					Na_{PT}	D					Na_{PT}	D					Na_{PT}	D					Na_{PT}	D					Na_{PT}	D					Na_{PT}	D					Na_{PT}
							1	2	3	4	5																															
1	1	2	3	4	5	50	6	7	8	9	10	39													1	2	3	4	5	50												
2	6	7	8	9	10	43	11	12	13	14	15	35	1	2	3	4	5	45							6	7	8	9	10	43							1	2	3	4	5	45
3	11	12	13	14	15	39	16	17	18	19	20	33	6	7	8	9	10	39	1	2	3	4	5	55	11	12	13	14	15	39							6	7	8	9	10	39
4	16	17	18	19	20	37							11	12	13	14	15	35	6	7	8	9	10	47	16	17	18	19	20	37	1	2	3	4	5	45	11	12	13	14	15	35
5													16	17	18	19	20	33	11	12	13	14	15	43							6	7	8	9	10	39	16	17	18	19	20	33
6																			16	17	18	19	20	41							11	12	13	14	15	35						
7																															16	17	18	19	20	33						

QUADRO 12 – Cenário completo a ser otimizado no segundo problema

5.2.2 Identificação das constantes

A seguir são apresentados os valores das constantes e parâmetros necessários à otimização para o problema considerado.

- Número de turmas: $Nt = 7$;

- Número de disciplinas no currículo: $Nd = 20$;
- Tamanho da etapa temporal: $k = 7$;
- Número de períodos do curso: $Np = 4$;
- Carga horária do período: $Chp_P = 400$h/a, para qualquer valor de P ;
- Número de disciplinas por período do curso: $Nd_P = 5$, para qualquer valor de P.

5.2.3 Customização do sistema para o problema considerado

A seguir é apresentada a customização do *IDP*, *IDR* e do algoritmo de otimização, em função do cenário de curso apresentado.

5.2.3.1 Elaboração do Indicador de Desordem de Posição (*IDP*)

A expressão 15 mostra a forma de obtenção do IDP_T para um quadro curricular de uma turma T qualquer. Para a obtenção dos valores dos coeficientes de fixação das disciplinas (cf_D) fez-se necessário obter dos especialistas os valores para os graus de flexibilidades (gf_D) das disciplinas. Três professores da área do curso considerado definiram o grau de flexibilidade para cada uma das disciplinas. A Tabela 9 apresenta os índices *gf's* estipulados pelos especialistas para as disciplinas, bem como os correspondentes *cf*'s obtidos.

TABELA 9 – Índices *gf* e *cf* das disciplinas para o segundo problema

Disciplina	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
gf_D	3	7	5	5	7	7	7	5	5	9	9	5	3	7	9	9	9	5	3	3
cf_D	3,75	1,25	2,50	2,50	1,25	1,25	1,25	2,50	2,50	0,00	0,00	2,50	3,75	1,25	0,00	0,00	0,00	2,50	3,75	3,75

Para a obtenção do IDP_{max} utiliza-se da expressão 16. O valor obtido para o IDP_{max} para o problema em questão foi de 87,5. Assim, a expressão para o cálculo do IDP_T é dada por:

$$IDP_T = \frac{100.\sum_{i=1}^{20} D_i^{rs}.cf_i}{87,5} \qquad (34)$$

onde

IDP_T = Valor relativo do *IDP* para o currículo da turma T que está sendo analisada;

D_i^{rs} = Distância entre o período r alocado para a disciplina i até seu período original s;

cf_i = Coeficiente de fixação da disciplina i em relação a seu período original.

5.2.3.2 Elaboração do Indicador de Desordem de Requisitos (*IDR*)

A expressão 23 mostra a forma de obtenção do IDR_T para um quadro curricular qualquer. Para a obtenção dos valores dos Coeficientes de Requisitos entre as disciplinas (cr_D) foi necessário, primeiramente, obter os valores dos graus de requisitos (*gr*'s) entre disciplinas, os quais foram estipulados pelos especialistas. Novamente o método proposto por Dutra & Fogliatto (2007) foi utilizado para a estipulação dos graus. Ao todo, os especialistas realizaram comparações pareadas para cinco disciplinas. No Anexo 2 são apresentadas as cinco matrizes geradas para cada linha preenchida pelos especialistas, bem como a matriz resultante de Graus de Requisitos, a qual apresentou os seguintes índices:

- Maior autovalor (λ_{max}) = 20,43;
- Índice de consistência da matriz (μ) = 0,023;
- Razão de Consistência (*CR*) = 0,045.

Para se obter o valor de *RI*, necessário para o cálculo de *CR*, novamente foi gerado um experimento computacional em conformidade com a metodologia proposta por Dutra & Fogliatto (2007). O valor de *RI* obtido para a matriz em questão (quinhentos ciclos de matrizes geradas aleatoriamente onde em cada geração foram consideradas cinco matrizes de preenchimento incompleto de ordem vinte) foi de 0,511. O Quadro 13 apresenta a Matriz de Coeficientes de Requisitos obtida a partir da Matriz de Graus de Requisitos.

	Planejamento Estratégico	Cenários Contemporâneos	Comunicação e Novas Tecnologias	Processos de DP e Legislação Aplicada	Ergonomia, Higiene e Segurança no Trabalho	Desenvolvimento Interpessoal	Gestão de Mudanças	Comportamento Organizacional	Estratégias e Técnicas de Recrutamento e Seleção	Serviços Terceirizados, Parcerias Estratégicas, Relações Trabalhistas e Sindicais	Métodos Quantitativos Aplicados	Planejamento de Cargos, Carreiras e Salários	Motivação e Liderança	Modelos de Gestão de Pessoas e Avaliação de Desempenho	Custos, Resultados e Benefícios	Gestão do Conhecimento	Tecnologia da Informação aplicada à Gestão de Pessoas	Programas de Desenvolvimento e Formação de Talentos	Programas Estratégicos de Integração e de Responsabilidade Social	Programas de Avaliação, Diagnóstico e Desenvolvimento Organizacional
Planejamento Estratégico	0.00	0.94	1.25	1.25	1.25	1.56	1.56	1.25	1.25	1.25	1.25	5.00	2.19	3.13	1.25	1.25	1.88	3.13	1.25	2.50
Cenários Contemporâneos	0.00	0.00	0.31	0.31	0.31	0.63	0.63	0.31	0.31	0.31	0.31	4.06	1.25	2.19	0.31	0.31	0.94	2.19	0.31	1.56
Comunicação e Novas Tecnologias	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.31	0.31	0.00	0.00	0.00	0.00	1.25	0.31	0.63	0.00	0.00	0.63	0.63	0.00	1.25
Processos de DP e Legislação Aplicada	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.31	0.31	0.00	0.00	0.00	0.00	1.25	0.31	0.63	0.00	0.00	0.63	0.63	0.00	1.25
Ergonomia, Higiene e Segurança no Trabalho	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.31	0.31	0.00	0.00	0.00	0.00	1.25	0.31	0.63	0.00	0.00	0.63	0.63	0.00	1.25
Desenvolvimento Interpessoal	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.74	0.00	0.12	0.00	0.00	0.10	0.12	0.00	0.74
Gestão de Mudanças	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.74	0.00	0.12	0.00	0.00	0.10	0.12	0.00	0.74
Comportamento Organizacional	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.31	0.31	0.00	0.00	0.00	0.00	1.25	0.31	0.63	0.00	0.00	0.63	0.63	0.00	1.25
Estratégias e Técnicas de Recrutamento e Seleção	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.31	0.31	0.00	0.00	0.00	0.00	1.25	0.31	0.63	0.00	0.00	0.63	0.63	0.00	1.25
Serviços Terceirizados, Parcerias Estratégicas, Relações Trabalhistas e Sindicais	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.31	0.31	0.00	0.00	0.00	0.00	1.25	0.31	0.63	0.00	0.00	0.63	0.63	0.00	1.25
Métodos Quantitativos Aplicados	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.31	0.31	0.00	0.00	0.00	0.00	1.25	0.31	0.63	0.00	0.00	0.63	0.63	0.00	1.25
Planejamento de Cargos, Carreiras e Salários	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Motivação e Liderança	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.31	0.00	0.10	0.00	0.00	0.12	0.10	0.00	0.74
Modelos de Gestão de Pessoas e Avaliação de Desempenho	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.39
Custos, Resultados e Benefícios	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.31	0.31	0.00	0.00	0.00	0.00	1.25	0.31	0.63	0.00	0.00	0.63	0.63	0.00	1.25
Gestão do Conhecimento	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.31	0.31	0.00	0.00	0.00	0.00	1.25	0.31	0.63	0.00	0.00	0.63	0.63	0.00	1.25
Tecnologia da Informação aplicada à Gestão de Pessoas	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.39	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.39
Programas de Desenvolvimento e Formação de Talentos	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.39
Programas Estratégicos de Integração e de Responsabilidade Social	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.31	0.31	0.00	0.00	0.00	0.00	1.25	0.31	0.63	0.00	0.00	0.63	0.63	0.00	1.25
Programas de Avaliação, Diagnóstico e Desenvolvimento Organizacional	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

QUADRO 13 – Matriz de Coeficientes de Requisitos (*MCR*) para o segundo problema

Os valores obtidos para o IDR_{max} e IDR_{min}, através da heurística de busca local, foram 110,90 e 9,31, respectivamente. Diante do exposto a expressão final para o cálculo do IDR_T é dada por:

$$IDR_T = \frac{100.(IDR_{Tabs} - 9{,}31)}{101{,}59} \qquad (35)$$

onde

IDR_T = Valor relativo do IDR_{Tabs} para o currículo da turma que está sendo analisada;

IDR_{Tabs} = Valor absoluto do IDR_{Tabs} para o currículo da turma que está sendo analisada;

5.1.3.3 Modelagem do algoritmo

Para a modelagem do algoritmo foram considerados os seguintes parâmetros do sistema:

- Número de ciclos sem melhoria: *Ncsm* = 60;
- Número de ciclos totais: *Nct* = 70;
- Tempo tabu: *Tt* = 35;
- Tempo tabu de intensificação: *Tti* = 10;
- Congelamento: *Cong* = 4;
- Peso da primeira etapa temporal: *z* = 7.

Os parâmetros *Tt*, *Tti* e *Cong* foram definidos com base em experimentações realizadas que resultaram nas melhores soluções. Para os valores de *Ncsm* e *Nct* foram utilizados dois valores que permitissem diversas experimentações.

5.2.3.3.1 Função objetivo

A função objetivo, apresentada na expressão 25, adaptada para o problema em questão torna-se:

$$\theta = \frac{\sum_{i=1}^{10} O_i \, p_i}{4} \qquad (36)$$

onde

θ = número correspondente ao total de disciplinas estimadas a serem unificadas em todas as etapas temporais;

O_i = número total de disciplinas unificadas na etapa temporal *i;*

p_i = peso estipulado à otimização de disciplinas (O_t) ocorrida na etapa temporal *i*.

5.2.3.3.2 Restrições

As expressões 26, 27 e 28 que constituem três das restrições do problema não necessitam de customização. Para a expressão 29, que é outra restrição do problema, 400 horas foram consideradas como carga horária total em cada período.

5.2.4 Resultados obtidos

Após o desenvolvimento do sistema, foram realizadas as mesmas simulações do primeiro cenário apresentado.

Na primeira experimentação realizada para este novo cenário, novamente foram fixados os patamares máximos de desordem permitida na otimização, atribuindo um valor de 15% para o *Max_IDP* e para o *MAX_IDR*. Os resultados obtidos com essa experimentação validam o bom funcionamento do sistema. O Quadro 14 mostra um panorama geral da otimização realizada, constando do mapa curricular do problema pós otimização, do número total de disciplinas ofertadas com e sem unificação nas sete etapas temporais consideradas ($TNds_t$ e $TNdc_t$), do número de alunos existentes/estimados para cada turma nessas etapas (Na_{PT}), das otimizações realizadas em cada etapa temporal (O_t), dos índices de desordem IDP_T e IDR_T de cada turma após otimização e do peso p_t estimado para cada etapa temporal.

t	p_t	T1						T2						T3						T4						T5						T6						T7						$TNds_t$	$TNdc_t$	O_t
		D					Na_{PT}	D					Na_{PT}	D					Na_{PT}	D					Na_{PT}	D					Na_{PT}	D					Na_{PT}	D					Na_{PT}			
								1	2	3	4	5																																		
1	7	1	5	7	11	15	50	6	7	9	15	16	39													1	5	6	10	16	50													15	15	0
2	6	2	3	4	9	16	43	8	11	14	17	19	35	1	2	3	4	9	45							2	3	4	8	9	43							1	2	3	4	9	45	25	21	4
3	5	6	8	10	12	13	39	10	12	13	18	20	33	5	6	7	8	15	39	1	2	3	4	5	55	7	11	12	13	15	39							6	7	8	10	15	39	30	23	7
4	4	14	17	18	19	20	37							10	13	16	17	18	35	8	9	13	15	16	47	14	17	18	19	20	37	1	2	3	4	16	45	13	14	16	17	19	35	30	24	6
5	3													11	12	14	19	20	33	10	11	12	14	20	43							7	8	9	11	14	39	5	11	12	18	20	33	20	16	4
6	2																			6	7	17	18	19	41							5	10	13	15	19	35							10	10	0
7	1																															6	12	17	18	20	33							5	5	0
IDP		14,3%						14,3%						11,4%						14,3%						11,4%						14,3%						14,3%						θ = 23,75		
IDR		13,3%						10,9%						13,7%						15,0%						13,3%						7,4%						13,7%								

QUADRO 14 – Panorama geral da otimização realizada no segundo problema

Na segunda experimentação realizada para este problema considerado, os patamares máximos de desordem permitida na otimização variaram, também, de 10% a 100%, mantendo o *Max_IDP* igual ao *MAX_IDR* em cada otimização realizada, assim como ocorreu na experimentação realizada para o problema anterior. O Gráfico 3 ilustra como variou θ em função da variação dos parâmetros considerados. Assim como ocorreu na experimentação realizada para o problema anterior, a medida que se permitiu o aumento da desordem no currículo, as otimizações aumentaram.

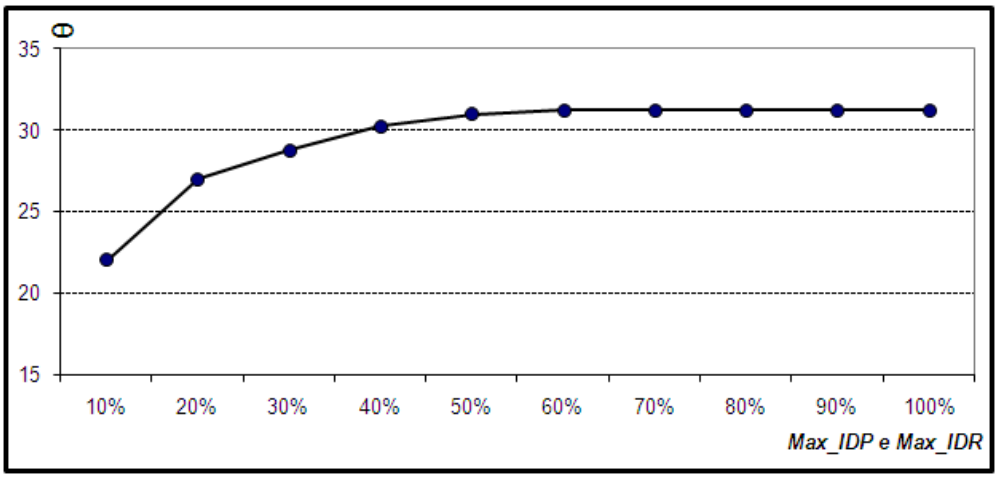

GRÁFICO 3 – Otimização em função da relaxação dos indicadores no segundo problema

Na terceira e última experimentação realizada para este problema, os patamares máximos de desordem permitida na otimização variaram, novamente, de 10% a 100%. A fim de verificar o quanto a busca tabu estava sendo significante no sistema de otimização, somente a busca local foi utilizada a cada reinicialização aleatória do sistema. O Gráfico 4 apresenta os resultados dessa experimentação.

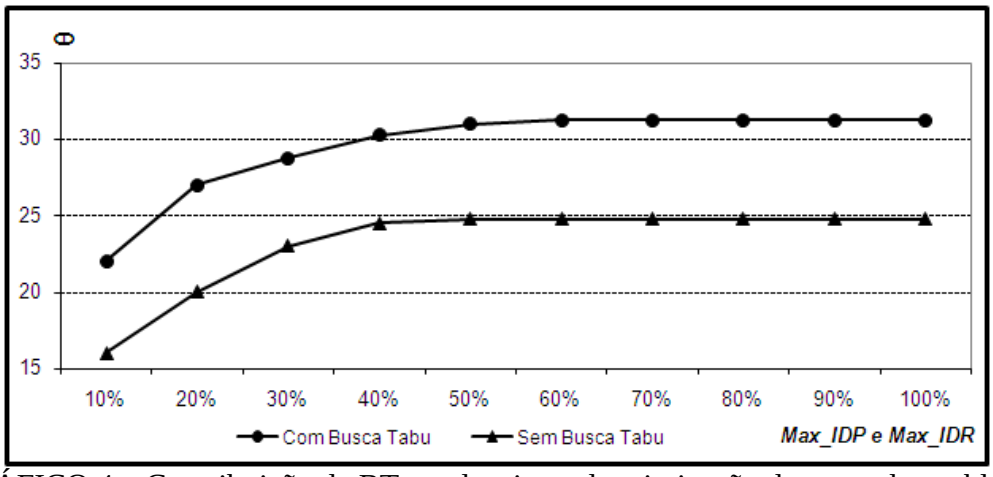

GRÁFICO 4 – Contribuição da BT no algoritmo de otimização do segundo problema

Após uma análise no Gráfico 4, pode-se afirmar, novamente, que a busca tabu teve uma importância relevante no sistema de otimização, tendo em vista que nos dois problemas em que o algoritmo foi testado, o ganho da otimização foi significante.

6. COMENTÁRIOS FINAIS

Este capítulo é reservado às conclusões obtidas com a pesquisa em questão e às sugestões para a realização de trabalhos futuros.

6.1 CONCLUSÕES

Após a realização das experimentações, pode-se concluir que os objetivos propostos na pesquisa foram atingidos com êxito. Percebe-se que as otimizações realizadas foram significativas, pois o número de redução de oferta de disciplinas foi elevado. As otimizações realizadas são factíveis, pois não infringiram as restrições impostas ao sistema.

Como foi apresentada na revisão da bibliografia, a pesquisa em questão apresenta elevada contribuição para a redução de custos em instituições de ensino superior, na medida em que permite otimizar um dos recursos mais caros nas instituições. Outro aspecto que merece destaque é a originalidade da pesquisa, pois não se identificou a existência de trabalhos que analisem a seqüência de oferta de disciplinas como forma de otimizar o recurso docente nas instituições.

As conclusões desta pesquisa estão pautadas em três perspectivas distintas. A primeira diz respeito às métricas criadas para a geração dos indicadores de desordem do currículo; a segunda, ao sistema de otimização desenvolvido; a terceira, à subjetividade inerente ao tema escolhido.

Várias métricas e procedimentos foram criados para originar os dois indicadores base da pesquisa: *IDP* e *IDR*. Pode-se constatar um relativo grau de empirismo na criação desses dois indicadores o que, numa primeira análise, pode parecer estranho para uma pesquisa na área de métodos numéricos. Entretanto, a característica subjetiva do problema em análise conduziu a isso. Com a utilização de algumas técnicas do *AHP* pôde-se perceber um cuidado na entrada de dados por parte dos especialistas para compor os dois indicadores. Fica difícil averiguar a acuracidade e o significado dos resultados fornecidos pelos dois indicadores, tendo em vista a natureza subjetiva do que está sendo medido. Entretanto, algumas experimentações foram realizadas com outro sistema desenvolvido para gerar quadros curriculares com índices *IDP* e *IDR* variados. Cinco quadros curriculares do primeiro problema considerado foram gerados e submetidos aos especialistas para análise (mesmos

especialistas que auxiliaram na parametrização dos indicadores). Tais especialistas confirmaram que os quadros curriculares com os índices mais elevados eram realmente os que mais comprometiam a aprendizagem dos alunos. Assim, pode-se concluir que, independente da acuracidade apurada pelos indicadores, os mesmos apresentam uma utilidade para a pesquisa em questão, na medida em que servem para limitar a desordem curricular ocasionada pelo sistema de otimização.

A segunda conclusão da pesquisa diz respeito ao sistema de otimização desenvolvido. Pela primeira experimentação realizada em cada um dos problemas, cujos resultados foram apresentados nos quadros 9 e 14, pode-se concluir que as otimizações realizadas pelo sistema criado foram satisfatórias sob uma análise de custo. No primeiro problema apresentado, seria necessária uma oferta de 138 disciplinas nas dez etapas temporais, não considerando as otimizações realizadas. Após a otimização, esse número reduziu para 104 disciplinas, o que proporciona uma economia de 34 ofertas de disciplinas nesse período, ou seja, economia de aproximadamente 25%. Para se ter uma idéia de como essa otimização tem impacto nos custos da instituição, considere, para fins hipotéticos, que o custo com docentes represente 35% dos cursos totais da instituição (número este bem factível para a realidade brasileira das instituições privadas). Como há uma economia média de 25% na oferta de disciplinas para o problema em questão, há, em média, uma redução proporcional no custo com docentes. Dessa forma haveria uma redução média de 9% (35% x 25%) nos custos totais da instituição, não levando em conta outras economias, como otimização da infra-estrutura física e material, difícil aqui se serem mensuradas. É evidente que esse número varia em função da flexibilidade dada ao sistema para alterar a ordem das disciplinas. Uma otimização significativa também pôde ser observada na experimentação do segundo problema. Diante do exposto, pode-se concluir que a escolha da busca tabu como heurística para o sistema de otimização foi acertada, mesmo que uma comparação com outra heurística não tenha sido realizada.

Vale ressaltar que nesta pesquisa não houve preocupação com o desempenho do algoritmo em termos de tempo computacional, face ao problema não exigir rapidez na resposta. Mas, para fins de entendimento, o tempo de processamento para a realização da otimização foi em média de cinco minutos em cada problema. O algoritmo foi implementado em *VBA* (*Visual Basic Application*) e executado em um microcomputador *Pentium Core Duo*, 1,73GHz de 2GB de memória RAM.

Como terceira e última conclusão, vale destacar o significado desta pesquisa para a área de métodos numéricos. Desde a criação da Pesquisa Operacional, as técnicas de otimização sempre tiveram a sua aplicação, predominantemente, sobre problemas de variáveis tangíveis e objetivas. Isso ocorreu, principalmente, devido a dois fatores: i) precisão dos resultados obtidos sobre esse tipo de problema e; ii) natureza objetiva dos processos industriais, foco da Pesquisa Operacional original. Entretanto, com o crescimento recente do setor de serviços, a complexidade do mundo atual e as novas exigências impostas à sociedade, torna-se imperativo a utilização de técnicas de otimização sobre problemas de natureza subjetiva. Apesar do problema de otimização desta pesquisa ser objetivo, os indicadores de desordem do currículo apresentam natureza subjetiva. Assim, além da resolução do problema proposto para esta pesquisa, este trabalho serve como um novo exemplo de aplicação de técnicas de otimização sobre variáveis subjetivas. É evidente que os resultados apurados não fornecem a mesma acuracidade de um problema clássico da Pesquisa Operacional. Cada vez mais a modelagem de problemas subjetivos torna-se pauta de trabalho. Maximizar satisfação de clientes, minimizar expectativas, maximizar percepções; esses são apenas alguns exemplos de problemas de natureza subjetiva que, possivelmente, deverão ganhar mais atenção da Pesquisa Operacional nos próximos anos.

6.2 SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

Da pesquisa realizada, bem como das conclusões obtidas, podem emergir diversas pesquisas, tanto para dar continuidade a este trabalho, como para ampliar sua abrangência. Destas, destacam-se, como sugestão, seis pesquisas. A primeira consiste no desenvolvimento de um sistema de otimização para o problema em questão, apoiado sobre outra metaheurística. Isso permite avaliar com melhor propriedade a qualidade das soluções geradas pelo sistema aqui desenvolvido.

A segunda sugestão de pesquisa consiste na incorporação de outras variáveis no sistema de otimização, como por exemplo, a disponibilidade de professores para ministrar aulas nas disciplinas ofertadas na seqüência proposta, a otimização entre cursos diferentes que apresentam disciplinas em comuns, etc.

A terceira sugestão consiste no desenvolvimento de um sistema que permita estimar com melhor propriedade os índices de perda de alunos nos períodos (α_P). Pela característica

do problema há a possibilidade de utilização de séries temporais para a estimação desses valores.

A quarta sugestão é a incorporação de uma função de perda não-linear no cálculo do Indicador de Desordem de Posição (*IDP*), pois em algumas situações, a penalização da disciplina por não ocupar sua posição original deve ser diferente se ela for alocada antes ou depois de sua posição original.

A quinta sugestão é a incorporação dos indicadores de desordem (*IDP* e *IDR*) na função objetivo, fazendo com que o problema mono-objetivo torne-se um problema multi-objetivo. Dessa forma, o tomador de decisão não tem uma única solução e sim um conjunto de soluções onde pode avaliar as diversas seqüências de disciplinas propostas para cada turma e as correspondentes desordens ocorridas no currículo do curso.

A sexta e última sugestão consiste na adaptação do sistema aqui desenvolvido a fim de que se possa promover a otimização proposta (unificação de disciplinas) em cursos distintos que apresentem disciplinas em comuns. Esse cenário está se tornando cada vez mais presente nas instituições de ensino superior.

REFERÊNCIAS

AROSTEGUI, Marvin *et al.* **An empirical comparison of tabu search, simulated annealing, and genetic algorithms for facilities location problems.** International Journal of Production Economics, v. 103, n. 2, 2006, p. 742-754.

ARROYO, José E. C. **Heurísticas e metaheurísticas para otimização combinatória multiobjetivo**, 2002. 231f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica e Computação) - Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP.

AZIMI, Zahra Naji. **Hybrid heuristics for examination timetabling problem.** Applied Mathematics and Computation, v. 163, n. 2, 2005, p. 705-733.

BERALDI, Patrizia *et al.* **Scenario-based planning for lot-sizing and scheduling with uncertain processing times**. International Journal of Production Economics, v. 101, n. 1, 2006.

BRAHIMI, Nadjib *et al.* **Single item lot sizing problems.** European Journal of Operational Research, v. 168, n. 1, 2006.

BRASIL. INEP-Instituto Nacional de Estudos e Pesquisa Educacionais Anísio Teixeira. **Censo da educação superior 2002**. Brasília, DF, 2002.

BRASIL. INEP-Instituto Nacional de Estudos e Pesquisa Educacionais Anísio Teixeira. **Censo da educação superior 2004**. Brasília, DF, 2004.

BURKE, Edmund *et al.* **A graph-based hyper-heuristic for education timetabling problems**. European Journal of Operational Research, v. 176, 2007, p. 177-192.

BURKE, E.K.; PETROVIC, S. **Recent research directions in automated timetabling.** European Journal of Operational Research, v. 140, 2002, p. 266-280.

CARTER, M.V.; LAPORTE, G. **Recent developments in practical course timetabling**. Em E. Burke, P. Ross. Practice and theory of automated timetabling II, Lecture notes in Computer Science, vol. 1408, 1997, p. 3-19.

CASTRO, Cláudio M. **Dinossauros, gazelas & tigres: novas abordagens da administração universitária**. Um diálogo Brasil e Estados Unidos In: MEYER JUNIOR, Victor; MURPHY, J.Patrick. Os dinossauros e as gazelas no ensino superior. Florianópolis, SC: Insular, 2000.

CHANDRAN, Bala *et al.* **Linear programming models for estimating weights in the analytic hierarchy process**. Computers & Operations Research, v. 32, n. 9, 2005, p. 2235-2254.

COLORNI, Alberto *et al.* **Heuristics from nature for hard combinatorial optimization problems.** International Transactions in Operational Research, v. 3, n. 1, 1996, p. 1-21.

CONDON, Edward *et al.* **Visualizing group decisions in the analytic hierarchy process.** Computers & Operations Research, v. 30, n. 10, 2003, p. 1435-1445.

COX, M.A.A. **Examining alternatives in the interval analytic hierarchy process using complete enumeration**. European Journal of Operational Research, 2005. Disponível em: http://www.sciencedirect.com/. Acesso em: 20 agosto 2006.

DAYA, M; FAWZAN, M. **A tabu search approach for the flow shop scheduling problem**. European Journal of Operational Research, v. 109, 1998, p. 88-95.

DREXL, A; KIMMS, A. **Lot sizing and scheduling: survey and extensions**. European Journal of Operational Research, v. 99, n. 2, 1997, p. 221-235.

DREZNER, Tammy *el al*. **Solving the multiple competitive facilities location problem.** European Journal of Operational Research, v. 142, n. 1, 2002, p. 138-151.

DUTRA, C.C.; FOGLIATTO, F.S. **Operacionalização do processo analítico hierárquico usando matrizes incompletas de comparações pareadas**. In: XXXIX Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2007, Fortaleza, CE.

FANDEL, G.; HEGENE, C.S. **Simultaneous lot sizing and scheduling for multi-product multi-level production**. International Journal of Production Economics, 2005. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com>. Acesso em 15 de julho de 2006.

FOGLIATTO, F. S.; ALBIN, S. L. **An AHP-based procedure for sensory data collection and analysis in quality and reliability applications**. Food Quality And Preference, New York, NY, v. 14, p. 375-385, 2003.

FOLHA DE SÃO PAULO. São Paulo, 18 abril 2006.

FOLHA DE SÃO PAULO. São Paulo, 2 fevereiro 2006.

FOLHA DE SÃO PAULO. São Paulo, 20 julho 2006.

FOLHA DE SÃO PAULO. São Paulo, 26 novembro 2005.

FOLHA DE SÃO PAULO. São Paulo, 6 fevereiro 2006.

GASS, S.I.; RAPCSÁK, T. **Singular value decomposition in AHP**. European Journal of Operational Research, v. 154, n. 3, 2004, p.573-584.

GHOSH, Diptesh. **Neighborhood search heuristics for the uncapacitated facility location problem.** European Journal of Operational Research, v. 150, Issue 1, 2003, p.150-162

GOLDBARG, M.C.; LUNA, H.P. **Otimização combinatória e programação linear: modelos e algoritmos**. Rio de Janeiro, RJ: Campus, 2000.

GLOVER, Fred. **Tabu search: Part I,** ORSA Journal on Computing n. 1, 1989, p. 190-206.

GLOVER, Fred. **Tabu search: Part II,** ORSA Journal on Computing n. 2, 1990, p. 4-32.

HAINES, Linda M. **A statistical approach to the analytic hierarchy process with interval judgements.** European Journal of Operational Research, v. 110, n. 1, 1998, p. 112-125.

HASAN, Merza *et al.* **A comparison between simulated annealing, genetic algorithm and tabu search methods for the unconstrained quadratic pseudo-boolean function.** Computers & Industrial Engineering, v. 38, n. 3, 2000, p. 323-340.

HEDAR, A.; FUKUSHIMA, M. **Tabu search directed by direct search methods for nonlinear global optimization.** European Journal of Operational Research, v. 170, n. 2, 2006, p. 329-349.

HERTZ, A; WIDMER, M. **Guidelines for the use of meta-heuristics in combinatorial optimization.** European Journal of Operational Research, v. 151, n. 2, 2003, p. 247-252.

JANS, R; DEGRAEVE, Z. **Meta-heuristics for dynamic lot sizing: a review and comparison of solution approaches.** European Journal of Operational Research, 2006. Disponível em: http://www.sciencedirect.com/. Acesso em: 4 setembro 2006.

JODLBAUER, Herbert. **An approach for integrated scheduling and lot-sizing**. European Journal of Operational Research, v. 172, n. 2, 2006, p. 386-400.

JÓZEFOWSKA, Józefowska *et al.* **Local search metaheuristics for discrete–continuous scheduling problems.** European Journal of Operational Research, v. 107, n. 2, 1998, p. 354-370.

LAININEN, P.; HÄMÄLÄINEN, R. P. **Analyzing ahp-matrices by regression**. European Journal of Operational Research, v. 148, n. 3, 2003, p. 514-524.

LAZZERINI, B; MARCELLONI, F. **A genetic algorithm for generating optimal assembly plans.** Artificial Intelligence in Engineering, v. 14, n. 4, 2000, p. 319-329.

LIPOVETSKY, S.; TISHLER, A. **Interval estimation of priorities in the AHP**. European Journal of Operational Research, v. 114, n. 1, 1999, p. 153-164.

MATTAR, Fauze Najib. **Pesquisa de marketing**. São Paulo, SP: Atlas, 1996. 271p.

MIETTINEN, Kaisa *et al.* **Efficient hybrid methods for global continuous optimization based on simulated annealing.** Computers & Operations Research, v. 33, n. 4, 2006, p. 1102-1116.

MURATA, Tadahiko *et al.* **Genetic algorithms for flowshop scheduling problems.** Computers & Industrial Engineering, v. 30, n. 4, 1996, p. 1061-1071.

O ESTADO DE SÃO PAULO. São Paulo, 08 novembro 2003.

O GLOBO. Rio de Janeiro, 31 maio 2006.

RUIZ, R; MAROTO, C. **A comprehensive review and evaluation of permutation flowshop heuristics.** European Journal of Operational Research, v. 165, n. 2, 2005, p. 479-494.

SAATY, T. L.; HU, L. **Ranking by eigenvector versus other methods in the analytic hierarchy process**. Applied Mathematics Letters, v. 11, n. 4, 1998, p. 121-125.

SAATY, T. L.; OZDERMIR, M.S. **Why the magic number seven plus or minus two**. Mathematical and Computer Modelling, v. 38, N.s 3-4, 2003, p. 233-244.

SAATY, Thomaz L. **Decision-making with the ahp: why is the principal eigenvector necessary**. European Journal of Operational Research, v. 145, n. 1, 2003, p.85-91.

SAATY, Thomaz L. **Método de análise hierárquica**. Tradução: SILVA, W.S., São Paulo: McGraw-Hill, 1991.

SIKORA, Riyaz *et al.* **Integrating the lot-sizing and sequencing decisions for scheduling a capacitated flow line**. Computers & Industrial Engineering, v. 30, n. 4, 1996.

SINCLAIR, Marius. **Comparison of the performance of modern heuristics for combinatorial optimization on real data.** Computers & Operations Research, v. 20, n. 7, 1993, p. 687-695.

SRDJEVIC, Bojan. **Combining different prioritization methods in the analytic hierarchy process synthesis**. Computers & Operations Research, v. 32, n. 7, 2005, p. 1897-1919.

VAIDYA, O.S.; KUMAR, S. **Analytic hierarchy process: an overview of applications**. European Journal of Operational Research, v. 169, n. 1, 2006, p. 1-29.

VALDES, Ramon *et al.* **Design and implementation of a course scheduling system using tabu search**. European Journal of Operational Research, v. 137, 2002, p.512-523.

VALOR ECONÔMICO. São Paulo, 28 abril 2006.

WANG, Ling *et al.* **An effective hybrid genetic algorithm for flow shop scheduling with limited buffers.** Computers & Operations Research, v. 33, n. 10, 2006, p. 2960-2971.

WHITE, George *et al.* **Using tabu search with longer-term memory and relaxation to create examination timetables**. European Journal of Operational Research, v. 153, 2004, p.80-91.

YOUSSEF, Habib *et al.* **Evolutionary algorithms, simulated annealing and tabu search: a comparative study.** Engineering Applications of Artificial Intelligence, v. 14, n. 2, 2001, p. 167-181.

ZESHUI, X.; CUIPING, W. **A consistency improving method in the analytic hierarchy process.** European Journal of Operational Research, v. 116, n. 2, 1999, p. 443-449.

ZHIHONG, Jin *et al.* **Metaheuristic algorithms for the multistage hybrid flowshop scheduling problem.** International Journal of Production Economics, v. 100, n. 2, 2006, p. 322-334.

ANEXOS

ANEXO 1 – MATRIZES UTILIZADAS PARA A FORMAÇÃO DOS COEFICIENTES DE REQUISITOS DO PRIMEIRO PROBLEMA CONSIDERADO

	Informatização Empresarial	Fudamentos de Contabilidade	Fundamentos de Finanças	Gestão de Empresa Moderna	Fudamentos de Gestão	Planejamento Estratégico Financeiro	Matemática Financeira	Análise dos Demonstrativos Financeiros	Economia e Mercado	Análise de Risco e Crédito	Mercado de Capitais	Administração do Circulante	Elaboração de Orçamento	Análise e Decisão de Investimentos	Legislação Tributária	Desenvolvimento de Projetos Financeiros
Informatização Empresarial	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	3.00	1.00	3.00	1.00	5.00	3.00	7.00	7.00	7.00	1.00	7.00
Fudamentos de Contabilidade	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	3.00	1.00	3.00	1.00	5.00	3.00	7.00	7.00	7.00	1.00	7.00
Fundamentos de Finanças	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**3**	**1**	**3**	**1**	**5**	**3**	**7**	**7**	**7**	**1**	**7**
Gestão de Empresa Moderna	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	3.00	1.00	3.00	1.00	5.00	3.00	7.00	7.00	7.00	1.00	7.00
Fudamentos de Gestão	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	3.00	1.00	3.00	1.00	5.00	3.00	7.00	7.00	7.00	1.00	7.00
Planejamento Estratégico Financeiro	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	1.00	0.33	1.00	0.33	1.67	1.00	2.33	2.33	2.33	0.33	2.33
Matemática Financeira	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	3.00	1.00	3.00	1.00	5.00	3.00	7.00	7.00	7.00	1.00	7.00
Análise dos Demonstrativos Financeiros	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	1.00	0.33	1.00	0.33	1.67	1.00	2.33	2.33	2.33	0.33	2.33
Economia e Mercado	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	3.00	1.00	3.00	1.00	5.00	3.00	7.00	7.00	7.00	1.00	7.00
Análise de Risco e Crédito	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.60	0.20	0.60	0.20	1.00	0.60	1.40	1.40	1.40	0.20	1.40
Mercado de Capitais	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	1.00	0.33	1.00	0.33	1.67	1.00	2.33	2.33	2.33	0.33	2.33
Administração do Circulante	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14	0.43	0.14	0.43	0.14	0.71	0.43	1.00	1.00	1.00	0.14	1.00
Elaboração de Orçamento	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14	0.43	0.14	0.43	0.14	0.71	0.43	1.00	1.00	1.00	0.14	1.00
Análise e Decisão de Investimentos	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14	0.43	0.14	0.43	0.14	0.71	0.43	1.00	1.00	1.00	0.14	1.00
Legislação Tributária	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	3.00	1.00	3.00	1.00	5.00	3.00	7.00	7.00	7.00	1.00	7.00
Desenvolvimento de Projetos Financeiros	0.14	0.14	0.14	0.14	0.14	0.43	0.14	0.43	0.14	0.71	0.43	1.00	1.00	1.00	0.14	1.00

QUADRO 15 – Matriz parcial 1 utilizada para a formação da *MGR* do primeiro problema

	Informatização Empresarial	Fudamentos de Contabilidade	Fundamentos de Finanças	Gestão de Empresa Moderna	Fudamentos de Gestão	Planejamento Estratégico Financeiro	Matemática Financeira	Análise dos Demonstrativos Financeiros	Economia e Mercado	Análise de Risco e Crédito	Mercado de Capitais	Administração do Circulante	Elaboração de Orçamento	Análise e Decisão de Investimentos	Legislação Tributária	Desenvolvimento de Projetos Financeiros
Informatização Empresarial	1,00	0,33	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	5,00	3,00	5,00	1,00	5,00
Fudamentos de Contabilidade	3,00	1,00	0,43	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	9,00	15,0	9,00	15,0	3,00	15,0
Fundamentos de Finanças	7,00	2,33	1,00	7,00	7,00	7,00	7,00	5,00	7,00	7,00	21,0	35,0	21,0	35,0	7,00	35,0
Gestão de Empresa Moderna	1,00	0,33	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	5,00	3,00	5,00	1,00	5,00
Fudamentos de Gestão	1,00	0,33	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	5,00	3,00	5,00	1,00	5,00
Planejamento Estratégico Financeiro	1,00	0,33	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	5,00	3,00	5,00	1,00	5,00
Matemática Financeira	1,00	0,33	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	5,00	3,00	5,00	1,00	5,00
Análise dos Demonstrativos Financeiros	**1**	**1/3**	**1/5**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**3**	**3**	**5**	**3**	**5**	**1**	**5**
Análise de Risco e Crédito	1,00	0,33	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	5,00	3,00	5,00	1,00	5,00
Mercado de Capitais	1,00	0,33	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	0,33	1,00	1,00	3,00	5,00	3,00	5,00	1,00	5,00
Análise de Risco e Crédito	0,33	0,11	0,05	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	1,00	1,67	1,00	1,67	0,33	1,67
Administração do Circulante	0,20	0,07	0,03	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,60	1,00	0,60	1,00	0,20	1,00
Elaboração de Orçamento	0,33	0,11	0,05	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	1,00	1,67	1,00	1,67	0,33	1,67
Análise e Decisão de Investimentos	0,20	0,07	0,03	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,60	1,00	0,60	1,00	0,20	1,00
Legislação Tributária	1,00	0,33	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	5,00	3,00	5,00	1,00	5,00
Desenvolvimento de Projetos Financeiros	0,20	0,07	0,03	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,60	1,00	0,60	1,00	0,20	1,00

QUADRO 16 – Matriz parcial 2 utilizada para a formação da *MGR* do primeiro problema

	Informatização Empresarial	Fudamentos de Contabilidade	Fundamentos de Finanças	Gestão de Empresa Moderna	Fudamentos de Gestão	Planejamento Estratégico Financeiro	Matemática Financeira	Análise dos Demonstrativos Financeiros	Economia e Mercado	Análise de Risco e Crédito	Mercado de Capitais	Administração do Circulante	Elaboração de Orçamento	Análise e Decisão de Investimentos	Legislação Tributária	Desenvolvimento de Projetos Financeiros
Informatização Empresarial	1,00	3,00	0,60	3,00	1,00	3,00	0,60	0,43	3,00	1,00	3,00	1,00	3,00	9,00	3,00	9,00
Fudamentos de Contabilidade	0,33	1,00	0,20	1,00	0,33	1,00	0,20	0,14	1,00	0,33	1,00	1,00	1,00	3,00	1,00	3,00
Fundamentos de Finanças	1,67	5,00	1,00	5,00	1,67	5,00	1,00	0,71	5,00	1,67	5,00	5,00	5,00	15,0	5,00	15,0
Gestão de Empresa Moderna	0,33	1,00	0,20	1,00	0,33	1,00	0,20	0,14	1,00	0,33	1,00	1,00	1,00	3,00	1,00	3,00
Fudamentos de Gestão	1,00	3,00	0,60	3,00	1,00	3,00	0,60	0,43	3,00	1,00	3,00	3,00	3,00	9,00	3,00	9,00
Planejamento Estratégico Financeiro	0,33	1,00	0,20	1,00	0,33	1,00	0,20	0,14	1,00	0,33	1,00	1,00	1,00	3,00	1,00	3,00
Matemática Financeira	1,67	5,00	1,00	5,00	1,67	5,00	1,00	0,71	5,00	1,67	5,00	5,00	5,00	15,0	5,00	15,0
Análise dos Demonstrativos Financeiros	2,33	7,00	1,40	7,00	2,33	7,00	1,40	1,00	7,00	2,33	7,00	7,00	7,00	21,0	7,00	21,0
Economia e Mercado	0,33	1,00	0,20	1,00	0,33	1,00	0,20	0,14	1,00	0,33	1,00	1,00	1,00	3,00	1,00	3,00
Análise de Risco e Crédito	1,00	3,00	0,60	3,00	1,00	3,00	0,60	0,43	3,00	1,00	3,00	1,00	3,00	9,00	3,00	9,00
Mercado de Capitais	0,33	1,00	0,20	1,00	0,33	1,00	0,20	0,14	1,00	0,33	1,00	3,00	1,00	3,00	1,00	3,00
Administração do Circulante	**1**	**1**	**1/5**	**1**	**1/3**	**1**	**1/5**	**1/7**	**1**	**1**	**1/3**	**1**	**1**	**3**	**1**	**3**
Elaboração de Orçamento	0,33	1,00	0,20	1,00	0,33	1,00	0,20	0,14	1,00	0,33	1,00	1,00	1,00	3,00	1,00	3,00
Análise e Decisão de Investimentos	0,11	0,33	0,07	0,33	0,11	0,33	0,07	0,05	0,33	0,11	0,33	0,33	0,33	1,00	0,33	1,00
Legislação Tributária	0,33	1,00	0,20	1,00	0,33	1,00	0,20	0,14	1,00	0,33	1,00	1,00	1,00	3,00	1,00	3,00
Desenvolvimento de Projetos Financeiros	0,11	0,33	0,07	0,33	0,11	0,33	0,07	0,05	0,33	0,11	0,33	0,33	0,33	1,00	0,33	1,00

QUADRO 17 – Matriz parcial 3 utilizada para a formação da *MGR* do primeiro problema

	Informatização Empresarial	Fudamentos de Contabilidade	Fundamentos de Finanças	Gestão de Empresa Moderna	Fudamentos de Gestão	Planejamento Estratégico Financeiro	Matemática Financeira	Análise dos Demonstrativos Financeiros	Economia e Mercado	Análise de Risco e Crédito	Mercado de Capitais	Administração do Circulante	Elaboração de Orçamento	Análise e Decisão de Investimentos	Legislação Tributária	Desenvolvimento de Projetos Financeiros
Informatização Empresarial	1,00	3,00	0,43	1,00	0,60	0,60	1,00	1,00	3,00	1,00	3,00	3,00	0,60	1,00	3,00	3,00
Fudamentos de Contabilidade	0,33	1,00	0,14	0,33	0,20	0,20	0,33	0,33	1,00	0,33	1,00	1,00	0,20	0,33	1,00	1,00
Fundamentos de Finanças	2,33	7,00	1,00	2,33	1,40	1,40	2,33	2,33	7,00	2,33	7,00	7,00	1,40	2,33	7,00	7,00
Gestão de Empresa Moderna	1,00	3,00	0,43	1,00	0,60	0,60	1,00	1,00	3,00	1,00	3,00	3,00	0,60	1,00	3,00	3,00
Fudamentos de Gestão	1,67	5,00	0,71	1,67	1,00	1,00	1,67	1,67	5,00	1,67	5,00	5,00	1,00	1,67	5,00	5,00
Planejamento Estratégico Financeiro	1,67	5,00	0,71	1,67	1,00	1,00	1,67	1,67	5,00	1,67	5,00	5,00	1,00	1,67	5,00	5,00
Matemática Financeira	1,00	3,00	0,43	1,00	0,60	0,60	1,00	1,00	3,00	1,00	3,00	3,00	0,60	1,00	3,00	3,00
Análise dos Demonstrativos Financeiros	1,00	3,00	0,43	1,00	0,60	0,60	1,00	1,00	3,00	1,00	3,00	3,00	0,60	1,00	3,00	5,00
Economia e Mercado	0,33	1,00	0,14	0,33	0,20	0,20	0,33	0,33	1,00	0,33	1,00	1,00	0,20	0,33	1,00	1,00
Análise de Risco e Crédito	1,00	3,00	0,43	1,00	0,60	0,60	1,00	1,00	3,00	1,00	3,00	3,00	0,60	1,00	3,00	1,00
Mercado de Capitais	0,33	1,00	0,14	0,33	0,20	0,20	0,33	0,33	1,00	0,33	1,00	1,00	0,20	0,33	1,00	1,00
Administração do Circulante	0,33	1,00	0,14	0,33	0,20	0,20	0,33	0,33	1,00	0,33	1,00	1,00	0,20	0,33	1,00	1,00
Elaboração de Orçamento	1,67	5,00	0,71	1,67	1,00	1,00	1,67	1,67	5,00	1,67	5,00	5,00	1,00	1,67	5,00	5,00
Análise e Decisão de Investimentos	1,00	3,00	0,43	1,00	0,60	0,60	1,00	1,00	3,00	1,00	3,00	3,00	0,60	1,00	3,00	3,00
Legislação Tributária	0,33	1,00	0,14	0,33	0,20	0,20	0,33	0,33	1,00	0,33	1,00	1,00	0,20	0,33	1,00	1,00
Desenvolvimento de Projetos Financeiros	**1/3**	**1**	**1/7**	**1/3**	**1/5**	**1/5**	**1/3**	**1/5**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1/5**	**1/3**	**1**	**1**

QUADRO 18 – Matriz parcial 4 utilizada para a formação da *MGR* do primeiro problema

	Informatização Empresarial	Fudamentos de Contabilidade	Fundamentos de Finanças	Gestão de Empresa Moderna	Fudamentos de Gestão	Planejamento Estratégico Financeiro	Matemática Financeira	Análise dos Demonstrativos Financeiros	Economia e Mercado	Mercado de Capitais	Análise de Risco e Crédito	Administração do Circulante	Elaboração de Orçamento	Análise e Decisão de Investimentos	Legislação Tributária	Desenvolvimento de Projetos Financeiros
Informatização Empresarial	1,00	0,69	0,32	1,00	0,82	1,06	0,75	0,56	1,50	3,00	1,69	4,00	2,56	4,00	1,50	4,50
Fudamentos de Contabilidade	1,45	1,00	0,29	0,69	0,62	0,63	0,62	0,46	1,50	4,00	2,69	6,00	3,13	5,69	1,50	6,50
Fundamentos de Finanças	3,11	3,44	1,00	3,33	2,27	3,60	2,33	2,24	4,50	8,00	6,67	11,00	7,10	12,33	4,50	13,50
Gestão de Empresa Moderna	1,00	1,45	0,30	1,00	0,82	1,06	0,75	0,56	1,50	3,00	1,69	4,00	2,56	4,00	1,50	4,50
Fudamentos de Gestão	1,22	1,61	0,44	1,22	1,00	2,00	0,73	0,88	2,50	4,00	3,00	5,00	3,50	5,67	2,50	6,50
Planejamento Estratégico Financeiro	0,94	1,60	0,28	0,94	0,50	1,00	0,52	0,55	1,19	2,67	1,69	3,33	1,83	3,00	1,19	3,83
Matemática Financeira	1,33	1,61	0,43	1,33	1,37	1,91	1,00	0,70	2,50	4,00	2,67	5,00	3,56	7,00	2,50	7,50
Análise dos Demonstrativos Financeiros	1,78	2,17	0,45	1,78	1,14	1,83	1,43	1,00	2,69	4,17	2,83	4,83	3,33	7,50	2,69	8,33
Economia e Mercado	0,67	0,67	0,22	0,67	0,40	0,84	0,40	0,37	1,00	2,50	1,19	3,50	1,63	3,19	1,00	4,00
Mercado de Capitais	0,33	0,25	0,13	0,33	0,25	0,38	0,25	0,24	0,40	1,00	0,82	1,27	0,80	0,95	0,49	1,77
Análise de Risco e Crédito	0,59	0,37	0,15	0,59	0,33	0,59	0,38	0,35	0,84	1,22	1,00	2,00	0,46	2,69	0,90	3,50
Administração do Circulante	0,25	0,17	0,09	0,25	0,20	0,30	0,20	0,21	0,29	0,79	0,50	1,00	0,58	0,69	0,33	1,50
Elaboração de Orçamento	0,39	0,32	0,14	0,39	0,29	0,55	0,28	0,30	0,62	1,24	2,18	1,72	1,00	1,83	0,60	2,67
Análise e Decisão de Investimentos	0,25	0,18	0,08	0,25	0,18	0,33	0,14	0,13	0,31	1,05	0,37	1,45	0,55	1,00	0,30	1,50
Legislação Tributária	0,67	0,67	0,22	0,67	0,40	0,84	0,40	0,37	1,00	2,06	1,11	3,06	1,67	3,33	1,00	4,00
Desenvolvimento de Projetos Financeiros	0,22	0,15	0,07	0,22	0,15	0,26	0,13	0,12	0,25	0,57	0,29	0,67	0,38	0,67	0,25	1,00

QUADRO 19 – Matriz de Graus de Requisitos (*MGR*) para o primeiro problema

ANEXO 2 – MATRIZES UTILIZADAS PARA A FORMAÇÃO DOS COEFICIENTES DE REQUISITOS DO SEGUNDO PROBLEMA CONSIDERADO

	Planejamento Estratégico	Cenários Contemporâneos	Comunicação e Novas Tecnologias	Processos de DP e Legislação Aplicada	Ergonomia, Higiene e Segurança no Trabalho	Desenvolvimento Interpessoal	Gestão de Mudanças	Comportamento Organizacional	Estratégias e Técnicas de Recrutamento e Seleção	Serviços Terceirizados, Parcerias Estratégicas, Relações Trabalhistas e Sindicais	Métodos Quantitativos Aplicados	Planejamento de Cargos, Carreiras e Salários	Motivação e Liderança	Modelos de Gestão de Pessoas e Avaliação de Desempenho	Custos, Resultados e Benefícios	Gestão do Conhecimento	Tecnologia da Informação aplicada à Gestão de Pessoas	Programas de Desenvolvimento e Formação de Talentos	Programas Estratégicos de Integração e de Responsabilidade Social	Programas de Avaliação, Diagnóstico e Desenvolvimento Organizacional
Planejamento Estratégico	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	3,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00	1,00
Cenários Contemporâneos	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	3,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00	1,00
Comunicação e Novas Tecnologias	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**3**	**3**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**5**	**1**	**1**	**1**
Processos de DP e Legislação Aplicada	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	3,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00	1,00
Ergonomia, Higiene e Segurança no Trabalho	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	3,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00	1,00
Desenvolvimento Interpessoal	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	1,00	1,00	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	1,67	0,33	0,33	0,33
Gestão de Mudanças	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	1,00	1,00	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	1,67	0,33	0,33	0,33
Comportamento Organizacional	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	3,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00	1,00
Estratégias e Técnicas de Recrutamento e Seleção	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	3,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00	1,00
Serviços Terceirizados, Parcerias Estratégicas, Relações Trabalhistas e Sindicais	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	3,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00	1,00
Métodos Quantitativos Aplicados	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	3,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00	1,00
Planejamento de Cargos, Carreiras e Salários	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	3,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00	1,00
Motivação e Liderança	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	3,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00	1,00
Modelos de Gestão de Pessoas e Avaliação de Desempenho	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	3,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00	1,00
Custos, Resultados e Benefícios	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	3,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00	1,00
Gestão do Conhecimento	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	3,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00	1,00
Tecnologia da Informação Aplicada à Gestão de Pessoas	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,60	0,60	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	1,00	0,20	0,20	0,20
Programas de Desenvolvimento e Formação de Talentos	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	3,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00	1,00
Programas Estratégicos de Integração e de Responsabilidade Social	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	3,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00	1,00
Programas de Avaliação, Diagnóstico e Desenvolvimento Organizacional	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00	3,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00	1,00

QUADRO 20 – Matriz parcial 1 utilizada para a formação da *MGR* do segundo problema

	Planejamento Estratégico	Cenários Contemporâneos	Comunicação e Novas Tecnologias	Processos de DP e Legislação Aplicada	Ergonomia, Higiene e Segurança no Trabalho	Desenvolvimento Interpessoal	Gestão de Mudanças	Comportamento Organizacional	Estratégias e Técnicas de Recrutamento e Seleção	Serviços Terceirizados, Parcerias Estratégicas, Relações Trabalhistas e Sindicais	Métodos Quantitativos Aplicados	Planejamento de Cargos, Carreiras e Salários	Motivação e Liderança	Modelos de Gestão de Pessoas e Avaliação de Desempenho	Custos, Resultados e Benefícios	Gestão do Conhecimento	Tecnologia da Informação aplicada à Gestão de Pessoas	Programas de Desenvolvimento e Formação de Talentos	Programas Estratégicos de Integração e de Responsabilidade Social	Programas de Avaliação, Diagnóstico e Desenvolvimento Organizacional
Planejamento Estratégico	1,00	1,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	27,0	9,00	15,0	3,00	3,00	3,00	15,0	3,00	3,00
Cenários Contemporâneos	1,00	1,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	3,00	27,0	9,00	15,0	3,00	3,00	3,00	15,0	3,00	3,00
Comunicação e Novas Tecnologias	0,33	0,33	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	9,00	3,00	5,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00
Processos de DP e Legislação Aplicada	0,33	0,33	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	9,00	3,00	5,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00
Ergonomia, Higiene e Segurança no Trabalho	0,33	0,33	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	9,00	3,00	5,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00
Desenvolvimento Interpessoal	0,33	0,33	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	9,00	3,00	5,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00
Gestão de Mudanças	**1/3**	**1/3**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**9**	**3**	**5**	**1**	**1**	**1**	**5**	**1**	**1**
Comportamento Organizacional	0,33	0,33	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	9,00	3,00	5,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00
Estratégias e Técnicas de Recrutamento e Seleção	0,33	0,33	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	9,00	3,00	5,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00
Serviços Terceirizados, Parcerias Estratégicas, Relações Trabalhistas e Sindicais	0,33	0,33	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	9,00	3,00	5,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00
Métodos Quantitativos Aplicados	0,33	0,33	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	9,00	3,00	5,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00
Planejamento de Cargos, Carreiras e Salários	0,04	0,04	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	1,00	0,33	0,56	0,11	0,11	0,11	0,56	0,11	0,11
Motivação e Liderança	0,11	0,11	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	3,00	1,00	1,67	0,33	0,33	0,33	1,67	0,33	0,33
Modelos de Gestão de Pessoas e Avaliação de Desempenho	0,07	0,07	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	1,80	0,60	1,00	0,20	0,20	0,20	1,00	0,20	0,20
Custos, Resultados e Benefícios	0,33	0,33	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	9,00	3,00	5,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00
Gestão do Conhecimento	0,33	0,33	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	9,00	3,00	5,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00
Tecnologia da Informação Aplicada à Gestão de Pessoas	0,33	0,33	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	9,00	3,00	5,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00
Programas de Desenvolvimento e Formação de Talentos	0,07	0,07	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	1,80	0,60	1,00	0,20	0,20	0,20	1,00	0,20	0,20
Programas Estratégicos de Integração e de Responsabilidade Social	0,33	0,33	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	9,00	3,00	5,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00
Programas de Avaliação, Diagnóstico e Desenvolvimento Organizacional	0,33	0,33	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	9,00	3,00	5,00	1,00	1,00	1,00	5,00	1,00	1,00

QUADRO 21 – Matriz parcial 2 utilizada para a formação da *MGR* do segundo problema

	Planejamento Estratégico	Cenários Contemporâneos	Comunicação e Novas Tecnologias	Processos de DP e Legislação Aplicada	Ergonomia, Higiene e Segurança no Trabalho	Desenvolvimento Interpessoal	Gestão de Mudanças	Comportamento Organizacional	Estratégias e Técnicas de Recrutamento e Seleção	Serviços Terceirizados, Parcerias Estratégicas, Relações Trabalhistas e Sindicais	Métodos Quantitativos Aplicados	Planejamento de Cargos, Carreiras e Salários	Motivação e Liderança	Modelos de Gestão de Pessoas e Avaliação de Desempenho	Custos, Resultados e Benefícios	Gestão do Conhecimento	Tecnologia da Informação aplicada à Gestão de Pessoas	Programas de Desenvolvimento e Formação de Talentos	Programas Estratégicos de Integração e de Responsabilidade Social	Programas de Avaliação, Diagnóstico e Desenvolvimento Organizacional
Planejamento Estratégico	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	7,00
Cenários Contemporâneos	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	7,00
Comunicação e Novas Tecnologias	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	7,00
Processos de DP e Legislação Aplicada	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	7,00
Ergonomia, Higiene e Segurança no Trabalho	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	7,00
Desenvolvimento Interpessoal	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	7,00
Gestão de Mudanças	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	7,00
Comportamento Organizacional	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	7,00
Estratégias e Técnicas de Recrutamento e Seleção	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	7,00
Serviços Terceirizados, Parcerias Estratégicas, Relações Trabalhistas e Sindicais	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	7,00
Métodos Quantitativos Aplicados	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**7**
Planejamento de Cargos, Carreiras e Salários	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	7,00
Motivação e Liderança	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	7,00
Modelos de Gestão de Pessoas e Avaliação de Desempenho	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	7,00
Custos, Resultados e Benefícios	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	7,00
Gestão do Conhecimento	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	7,00
Tecnologia da Informação Aplicada à Gestão de Pessoas	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	7,00
Programas de Desenvolvimento e Formação de Talentos	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	7,00
Programas Estratégicos de Integração e de Responsabilidade Social	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	7,00
Programas de Avaliação, Diagnóstico e Desenvolvimento Organizacional	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14	1,00

QUADRO 22 – Matriz parcial 3 utilizada para a formação da *MGR* do segundo problema

	Planejamento Estratégico	Cenários Contemporâneos	Comunicação e Novas Tecnologias	Processos de DP e Legislação Aplicada	Ergonomia, Higiene e Segurança no Trabalho	Desenvolvimento Interpessoal	Gestão de Mudanças	Comportamento Organizacional	Estratégias e Técnicas de Recrutamento e Seleção	Serviços Terceirizados, Parcerias Estratégicas, Relações Trabalhistas e Sindicais	Métodos Quantitativos Aplicados	Planejamento de Cargos, Carreiras e Salários	Motivação e Liderança	Modelos de Gestão de Pessoas e Avaliação de Desempenho	Custos, Resultados e Benefícios	Gestão do Conhecimento	Tecnologia da Informação aplicada à Gestão de Pessoas	Programas de Desenvolvimento e Formação de Talentos	Programas Estratégicos de Integração e de Responsabilidade Social	Programas de Avaliação, Diagnóstico e Desenvolvimento Organizacional
Planejamento Estratégico	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00
Cenários Contemporâneos	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00
Comunicação e Novas Tecnologias	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00
Processos de DP e Legislação Aplicada	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00
Ergonomia, Higiene e Segurança no Trabalho	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00
Desenvolvimento Interpessoal	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00
Gestão de Mudanças	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00
Comportamento Organizacional	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00
Estratégias e Técnicas de Recrutamento e Seleção	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00
Serviços Terceirizados, Parcerias Estratégicas, Relações Trabalhistas e Sindicais	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00
Métodos Quantitativos Aplicados	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00
Planejamento de Cargos, Carreiras e Salários	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00
Motivação e Liderança	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00
Modelos de Gestão de Pessoas e Avaliação de Desempenho	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00
Custos, Resultados e Benefícios	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**3**
Gestão do Conhecimento	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00
Tecnologia da Informação Aplicada à Gestão de Pessoas	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00
Programas de Desenvolvimento e Formação de Talentos	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00
Programas Estratégicos de Integração e de Responsabilidade Social	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	3,00
Programas de Avaliação, Diagnóstico e Desenvolvimento Organizacional	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	1,00

QUADRO 23 – Matriz parcial 4 utilizada para a formação da *MGR* do segundo problema

	Planejamento Estratégico	Cenários Contemporâneos	Comunicação e Novas Tecnologias	Processos de DP e Legislação Aplicada	Ergonomia, Higiene e Segurança no Trabalho	Desenvolvimento Interpessoal	Gestão de Mudanças	Comportamento Organizacional	Estratégias e Técnicas de Recrutamento e Seleção	Serviços Terceirizados, Parcerias Estratégicas, Relações Trabalhistas e Sindicais	Métodos Quantitativos Aplicados	Planejamento de Cargos, Carreiras e Salários	Motivação e Liderança	Modelos de Gestão de Pessoas e Avaliação de Desempenho	Custos, Resultados e Benefícios	Gestão do Conhecimento	Tecnologia da Informação aplicada à Gestão de Pessoas	Programas de Desenvolvimento e Formação de Talentos	Programas Estratégicos de Integração e de Responsabilidade Social	Programas de Avaliação, Diagnóstico e Desenvolvimento Organizacional
Planejamento Estratégico	1,00	7,00	7,00	7,00	7,00	7,00	7,00	7,00	7,00	7,00	7,00	7,00	7,00	7,00	7,00	7,00	7,00	7,00	7,00	7,00
Cenários Contemporâneos	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Comunicação e Novas Tecnologias	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Processos de DP e Legislação Aplicada	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Ergonomia, Higiene e Segurança no Trabalho	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Desenvolvimento Interpessoal	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Gestão de Mudanças	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Comportamento Organizacional	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Estratégias e Técnicas de Recrutamento e Seleção	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Serviços Terceirizados, Parcerias Estratégicas, Relações Trabalhistas e Sindicais	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Métodos Quantitativos Aplicados	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Planejamento de Cargos, Carreiras e Salários	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Motivação e Liderança	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Modelos de Gestão de Pessoas e Avaliação de Desempenho	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Custos, Resultados e Benefícios	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Gestão do Conhecimento	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Tecnologia da Informação Aplicada à Gestão de Pessoas	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Programas de Desenvolvimento e Formação de Talentos	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Programas Estratégicos de Integração e de Responsabilidade Social	**1/7**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**
Programas de Avaliação, Diagnóstico e Desenvolvimento Organizacional	0,14	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00

QUADRO 24 – Matriz parcial 5 utilizada para a formação da *MGR* do segundo problema

	Planejamento Estratégico	Cenários Contemporâneos	Comunicação e Novas Tecnologias	Processos de DP e Legislação Aplicada	Ergonomia, Higiene e Segurança no Trabalho	Desenvolvimento Interpessoal	Gestão de Mudanças	Comportamento Organizacional	Estratégias e Técnicas de Recrutamento e Seleção	Serviços Terceirizados, Parcerias Estratégicas, Relações Trabalhistas e Sindicais	Métodos Quantitativos Aplicados	Planejamento de Cargos, Carreiras e Salários	Motivação e Liderança	Modelos de Gestão de Pessoas e Avaliação de Desempenho	Custos, Resultados e Benefícios	Gestão do Conhecimento	Tecnologia da Informação aplicada à Gestão de Pessoas	Programas de Desenvolvimento e Formação de Talentos	Programas Estratégicos de Integração e de Responsabilidade Social	Programas de Avaliação, Diagnóstico e Desenvolvimento Organizacional
Planejamento Estratégico	1,00	2,20	2,60	2,60	2,60	3,00	3,00	2,60	2,60	2,60	2,60	7,40	3,80	5,00	2,60	2,60	3,40	5,00	2,60	4,20
Cenários Contemporâneos	0,45	1,00	1,40	1,40	1,40	1,80	1,80	1,40	1,40	1,40	1,40	6,20	2,60	3,80	1,40	1,40	2,20	3,80	1,40	3,00
Comunicação e Novas Tecnologias	0,38	0,71	1,00	1,00	1,00	1,40	1,40	1,00	1,00	1,00	1,00	2,60	1,40	1,80	1,00	1,00	1,80	1,80	1,00	2,60
Processos de DP e Legislação Aplicada	0,38	0,71	1,00	1,00	1,00	1,40	1,40	1,00	1,00	1,00	1,00	2,60	1,40	1,80	1,00	1,00	1,80	1,80	1,00	2,60
Ergonomia, Higiene e Segurança no Trabalho	0,38	0,71	1,00	1,00	1,00	1,40	1,40	1,00	1,00	1,00	1,00	2,60	1,40	1,80	1,00	1,00	1,80	1,80	1,00	2,60
Desenvolvimento Interpessoal	0,33	0,56	0,71	0,71	0,71	1,00	1,00	0,35	0,35	0,35	0,35	1,95	0,75	1,15	0,35	0,35	1,13	1,15	0,35	1,95
Gestão de Mudanças	0,33	0,56	0,71	0,71	0,71	1,00	1,00	0,35	0,35	0,35	0,35	1,95	0,75	1,15	0,35	0,35	1,13	1,15	0,35	1,95
Comportamento Organizacional	0,38	0,71	1,00	1,00	1,00	2,86	2,86	1,00	1,00	1,00	1,00	2,60	1,40	1,80	1,00	1,00	1,80	1,80	1,00	2,60
Estratégias e Técnicas de Recrutamento e Seleção	0,38	0,71	1,00	1,00	1,00	2,86	2,86	1,00	1,00	1,00	1,00	2,60	1,40	1,80	1,00	1,00	1,80	1,80	1,00	2,60
Serviços Terceirizados, Parcerias Estratégicas, Relações Trabalhistas e Sindicais	0,38	0,71	1,00	1,00	1,00	2,86	2,86	1,00	1,00	1,00	1,00	2,60	1,40	1,80	1,00	1,00	1,80	1,80	1,00	2,60
Métodos Quantitativos Aplicados	0,38	0,71	1,00	1,00	1,00	2,86	2,86	1,00	1,00	1,00	1,00	2,60	1,40	1,80	1,00	1,00	1,80	1,80	1,00	2,60
Planejamento de Cargos, Carreiras e Salários	0,14	0,16	0,38	0,38	0,38	0,51	0,51	0,38	0,38	0,38	0,38	1,00	0,35	0,62	0,53	0,53	0,85	0,62	0,53	0,60
Motivação e Liderança	0,26	0,38	0,71	0,71	0,71	1,33	1,33	0,71	0,71	0,71	0,71	2,86	1,00	1,13	0,35	0,35	1,15	1,13	0,35	1,95
Modelos de Gestão de Pessoas e Avaliação de Desempenho	0,20	0,26	0,56	0,56	0,56	0,87	0,87	0,56	0,56	0,56	0,56	1,61	0,88	1,00	0,92	0,92	0,70	1,00	0,92	1,50
Custos, Resultados e Benefícios	0,38	0,71	1,00	1,00	1,00	2,86	2,86	1,00	1,00	1,00	1,00	1,89	2,86	1,09	1,00	1,00	1,80	1,80	1,00	2,60
Gestão do Conhecimento	0,38	0,71	1,00	1,00	1,00	2,86	2,86	1,00	1,00	1,00	1,00	1,89	2,86	1,09	1,00	1,00	1,80	1,80	1,00	2,60
Tecnologia da Informação Aplicada à Gestão de Pessoas	0,29	0,45	0,56	0,56	0,56	0,88	0,88	0,56	0,56	0,56	0,56	1,18	0,87	1,43	0,56	0,56	1,00	0,70	0,92	1,50
Programas de Desenvolvimento e Formação de Talentos	0,20	0,26	0,56	0,56	0,56	0,87	0,87	0,56	0,56	0,56	0,56	1,61	0,88	1,00	0,56	0,56	1,43	1,00	0,92	1,50
Programas Estratégicos de Integração e de Responsabilidade Social	0,38	0,71	1,00	1,00	1,00	2,86	2,86	1,00	1,00	1,00	1,00	1,89	2,86	1,09	1,00	1,00	1,09	1,09	1,00	2,60
Programas de Avaliação, Diagnóstico e Desenvolvimento Organizacional	0,24	0,33	0,38	0,38	0,38	0,51	0,51	0,38	0,38	0,38	0,38	1,67	0,51	0,67	0,38	0,38	0,67	0,67	0,38	1,00

QUADRO 25 – Matriz de Graus de Requisitos (*MGR*) para o segundo problema

Livros Grátis

(http://www.livrosgratis.com.br)

Milhares de Livros para Download:

Baixar livros de Administração
Baixar livros de Agronomia
Baixar livros de Arquitetura
Baixar livros de Artes
Baixar livros de Astronomia
Baixar livros de Biologia Geral
Baixar livros de Ciência da Computação
Baixar livros de Ciência da Informação
Baixar livros de Ciência Política
Baixar livros de Ciências da Saúde
Baixar livros de Comunicação
Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE
Baixar livros de Defesa civil
Baixar livros de Direito
Baixar livros de Direitos humanos
Baixar livros de Economia
Baixar livros de Economia Doméstica
Baixar livros de Educação
Baixar livros de Educação - Trânsito
Baixar livros de Educação Física
Baixar livros de Engenharia Aeroespacial
Baixar livros de Farmácia
Baixar livros de Filosofia
Baixar livros de Física
Baixar livros de Geociências
Baixar livros de Geografia
Baixar livros de História
Baixar livros de Línguas

Baixar livros de Literatura
Baixar livros de Literatura de Cordel
Baixar livros de Literatura Infantil
Baixar livros de Matemática
Baixar livros de Medicina
Baixar livros de Medicina Veterinária
Baixar livros de Meio Ambiente
Baixar livros de Meteorologia
Baixar Monografias e TCC
Baixar livros Multidisciplinar
Baixar livros de Música
Baixar livros de Psicologia
Baixar livros de Química
Baixar livros de Saúde Coletiva
Baixar livros de Serviço Social
Baixar livros de Sociologia
Baixar livros de Teologia
Baixar livros de Trabalho
Baixar livros de Turismo