



Programa Interdisciplinar de Pós-Graduação em
Computação Aplicada
Mestrado Acadêmico

James Gladstone Fagundes Brum

**Desenvolvimento de um protótipo de software para
geração de grade de programação de comerciais aplicável
à TV Digital/IPTV utilizando Metaheurísticas**

São Leopoldo, 2014

James Gladstone Fagundes Brum

**Desenvolvimento de um protótipo de software para
geração de grade de programação de comerciais aplicável
à TV Digital/IPTV utilizando Metaheurísticas**

Dissertação apresentada como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre, pelo Programa Interdisciplinar de Pós-Graduação em Computação Aplicada da Universidade do Vale do Rio dos Sinos – UNISINOS

Orientador:

Prof. Dr. Arthur Tórgo Gómez

São Leopoldo

2014

DADOS INTERNACIONAIS DE CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO (CIP)

B893d

Brum, James Gladstone Fagundes

Desenvolvimento de um protótipo de software para geração de grade de programação de comerciais aplicável a TV Digital/IPTV aplicando Metaheurísticas / James Gladstone Fagundes Brum São Leopoldo, 2014.

166f.: il. ; 30cm.

Orientador: Prof. Dr. Arthur Tórgo Gómez.

Dissertação (Mestrado) — Universidade do Vale do Rio dos Sinos, Programa de Pós Graduação em Computação Aplicada, São Leopoldo, 2014.

1. Sistema Brasileiro de Televisão Digital (SBTVD). 2. Metaheurísticas. 3. Busca Tabu. 4. Algoritmo Genético 5. Algoritmo Memético 6. Grade de Programação de Comerciais I. Título

CDU 004.4

Ficha catalográfica elaborada por Sara Caselani Zilio – CRB 10/1695

James Gladstone Fagundes Brum

**Desenvolvimento de um protótipo de software para
geração de grade de programação de comerciais aplicável
à TV Digital/IPTV utilizando Metaheurísticas**

Aprovado em _____ de _____ de 2014

BANCA EXAMINADORA

Orientador Dr. Arthur Tórgo Gómez
Universidade do Vale dos Sinos - UNISINOS

Dr. Leonardo Dagnino Chiwiacowsky
Universidade do Vale dos Sinos - UNISINOS

Dr. Plácido Rogério Pinheiro
Universidade de Fortaleza - UNIFOR

"O verdadeiro mérito é como um rio, quanto mais profundo, menos barulho faz."

Halifax

AGRADECIMENTOS

Este trabalho encerra uma etapa de minha vida e um sonho realizado. Ele foi possível através do apoio de diversas pessoas, as quais eu gostaria de transmitir meus sinceros agradecimentos...

...a Deus
por me dar forças para perseverar e me iluminar;

... a minha esposa Rosangela e meu filho Nathaniel
que sempre me apoiaram aceitando a diminuição do tempo de nossa convivência
neste período de trabalho duro e perseverança;

...ao meu orientador, Professor Dr. Arthur Tórgo Gómez,
por aceitar-me como orientando, pela confiança depositada e
pelo aprendizado que me proporcionou no desenvolvimento deste trabalho;

...ao meu Colega Luan Nesi
no apoio, esclarecimento de dúvidas e envolvimento
que foi meu braço amigo nos momentos difíceis;

... ao Projeto de pesquisa DIGICONV
pela oportunidade no tema da pesquisa e
convívio proporcionado com os colegas;

... a PROCERGS,
pelo incentivo, apoio financeiro e dispensas de trabalho
que viabilizaram este mestrado

... a todos os colegas do curso, do trabalho, professores e funcionários que de
alguma forma contribuíram para a realização deste sonho pessoal
e que me proporcionaram uma convivência e aprendizado de valor inestimável.

RESUMO

Este trabalho apresenta o desenvolvimento de um protótipo de software, utilizando metaheurísticas por meio de um Algoritmo Memético, para a Geração de Grade de Programação de intervenções comerciais aplicada à TV Digital e a IPTV. O problema apresenta-se como uma linha de tempo na grade televisiva com sua programação onde estão definidos horários de intervenção em que grupos de comerciais devem ser exibidos. A organização destes comerciais nas intervenções obedecem a um conjunto de requisitos que devem ser otimizados como: a taxa de retorno, adequação ao público alvo, e utilização da largura de banda do servidor e também de restrições como: a classificação indicativa, número de exibições do comercial e adequação à programação. Neste contexto são considerados os problemas de Seleção de Partes e de *Timetabling* para a elaboração do protótipo, abordando sua solução com a utilização de um Algoritmo Memético, desenvolvido aplicando as metaheurísticas de Algoritmos Genéticos e de Busca Tabu. O resultado obtido foi a geração de uma ferramenta computacional que viabilizou o gerenciamento da inserção de comerciais nas grades de programação, através da obtenção de soluções de boa qualidade.

Palavras chave: Sistema Brasileiro de Televisão Digital (SBTVD), metaheurísticas, Busca Tabu, Algoritmo Genético, Algoritmo Memético, grade de programação de comerciais.

ABSTRACT

This paper shows the development of a software prototype using metaheuristics via a memetic algorithm to generation of the Grid Programming of ads interventions applied to Digital TV and IPTV. This problem is presented as a timeline in a TV programming with intervals of interventions where ads groups should be displayed. The organization of these interventions ads groups follow a set of requirements that must be optimized as: the rate of return, appropriateness to the target audience, and use of the bandwidth of the server, and also restrictions like: parental rating, number of views of each ad, time box of the intervention and *fitness* programming. In this context are considered the problems of Selection Parties and Timetabling for build the prototype and approach the solution using a memetic algorithm developed by applying the metaheuristic Genetic Algorithms and Tabu Search. The resulted was the generation of a computational tool that allows the insertion of ads management in grids programming, by obtaining good quality solutins.

. **Keywords:** Brazilian Digital Television System (SBTVD), metaheuristics, tabu search, Genetic Algorithm, Memetic Algorithm, Grid Programming of ads..

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Padrões da TV digital para difusão terrestre.....	35
Figura 2 – Arquitetura da Plataforma de Convergência.....	36
Figura 3 – Classes de Complexidade Computacional	41
Figura 4 – Mínimos Locais e Mínimo Global.....	49
Figura 5 – Espaço de Vizinhaça	49
Figura 6 – Pseudocódigo clássico de Busca Tabu	53
Figura 7 – Operador de <i>Crossover</i>	56
Figura 8 – Operador de Mutação.....	56
Figura 9 – Pseudocódigo do Algoritmo Genético.....	58
Figura 10 – Exemplo de operadores: recombinação busca local e mutação..	62
Figura 11 – Algoritmo da Função Algoritmo Memético	69
Figura 12 – Algoritmo da função Iniciar População	71
Figura 13 – Algoritmo da função busca local	71
Figura 14 – Algoritmo da função criar geração	72
Figura 15 – Algoritmo da função reproduzir.....	73
Figura 16 – Algoritmo da Função reiniciar população.....	74
Figura 17 – Arquitetura do Servidor de Acesso (Projeto DIGICONV).....	77
Figura 18 – Modelo da Dinâmica do Problema.....	82
Figura 19 – Fluxograma do Algoritmo Memético proposto	101
Figura 20 – Exemplo de Mutação	105
Figura 21 – Comportamento Primal do Protótipo.....	110
Figura 22 – Comportamento Calibrado do Protótipo	112
Figura 23 – Preferências de Emissoras de Televisão Nacionais	113
Figura 24 – Evolução da Validação do Protótipo	116
Figura 25 – Evolução do Algoritmo Genético em Pequena Escala.....	124

Figura 26 – Evolução da Busca Tabu em Pequena Escala	126
Figura 27 – Comparativo dos resultados em Pequena Escala	129
Figura 28 – Soluções Memética e Genética em Pequena Escala	130
Figura 29 – Evolução do Algoritmo Genético em Média Escala	132
Figura 30 – Evolução da Busca Tabu em Média Escala.....	134
Figura 31 – Comparativo dos resultados em Média Escala.....	136
Figura 32 – Soluções Memética e Genética em Média Escala.....	137
Figura 33 – Evolução do Algoritmo Genético em Larga Escala.....	139
Figura 34 – Evolução do Algoritmo Genético em Larga Escala.....	141
Figura 35 – Comparativo dos resultados em Larga Escala	144
Figura 36 – Soluções Memética e Genética em Larga Escala	145
Figura 37 – Evolução das FOs dos experimentos	146

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Representação de solução de Grades Horárias	46
Tabela 2 – Representação da solução de Grade de Comerciais.....	79
Tabela 3 – Tabela das Classificações Indicativas	83
Tabela 4 – Horários por Classificação Indicativa	84
Tabela 5 – Tabela de Gêneros	84
Tabela 6 – Tabela de Perfis de Usuários.....	85
Tabela 7 – Formatos dos Vídeos.....	85
Tabela 8 – Pontuações Balanceadas por Categorização de Usuários	86
Tabela 9 – Tabela de Preços de inserção	87
Tabela 10 – Representação do Cromossomo	103
Tabela 11 – Parâmetros da Calibração	110
Tabela 12 – Normalização do Modelo	111
Tabela 13 – Tempos médios da observação	115
Tabela 14 – <i>Fitness</i> das Soluções.....	116
Tabela 15 – Planejamento da parametrização	117
Tabela 16 – Escalas dos Experimentos.....	118
Tabela 17 – Modelo dos resultados do Algoritmo Genético.....	119
Tabela 18 – Modelo dos resultados da Busca Tabu.....	120
Tabela 19 – Modelo dos resultados do Algoritmo Memético	122
Tabela 20 – Resultados do Algoritmo Genético em Pequena Escala.....	123
Tabela 21 – Classificação do Algoritmo Genético em Pequena Escala	124
Tabela 22 – Resultados da Busca Tabu em Pequena Escala.....	125
Tabela 23 – Classificação da Busca Tabu em Pequena escala	126
Tabela 24 – Resultados do Algoritmo Memético em Pequena Escala	127
Tabela 25 – Classificação do Algoritmo Memético em Pequena Escala	128

Tabela 26 – Resultados do Algoritmo Genético em Média Escala	131
Tabela 27 – Classificação do Algoritmo Genético em Média Escala	131
Tabela 28 – Resultados da Busca Tabu em Média Escala.....	133
Tabela 29 – Classificação da Busca Tabu em Média Escala	133
Tabela 30 – Resultados do Algoritmo Memético em Média Escala	135
Tabela 31 – Classificação do Algoritmo Memético em Média Escala	135
Tabela 32 – Resultados do Algoritmo Genético em Larga Escala.....	138
Tabela 33 – Classificação do Algoritmo Genético em Larga Escala.....	139
Tabela 34 – Resultados da Busca Tabu em Larga Escala	140
Tabela 35 – Classificação da Busca Tabu em Larga Escala	141
Tabela 36 – Resultados do Algoritmo Memético em Larga Escala.....	142
Tabela 37 – Classificação do Algoritmo Memético em Larga Escala.	143
Tabela 38 – Evolução da Função Objetivo por Instância /Algoritmos	147
Tabela 39 – Evolução da FO do AM por Instância/Variável de decisão	149
Tabela 40 – Média da Evolução das Instâncias do AM	149
Tabela 41 – Projeção Financeira	150

LISTA DE SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
AG	Algoritmo Genético
AM	Algoritmo Memético
ARF	<i>Advertising Research Foundation</i>
BT	Busca Tabu
COM	Custo Por Mil telespectadores
DIGICONV	Projeto de Desenvolvimento de uma plataforma de convergência digital para tv digital, iptv e dispositivos móveis
FINEP	Financiadora de Estudos e Projetos (empresa pública)
FG	Função Guia
FO	Função Objetivo
FUNTEL	Fundo para o Desenvolvimento Tecnológico das Telecomunicações
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IPTV	<i>Internet Protocol Television</i>
TS	Largura de Banda dos serviços de saída
SBTVD	Sistema Brasileiro de Televisão Digital
TP	Taxa de Penetração
TV	Valor agregado dos comerciais
TVD	Televisão Digital
TVDI	Televisão Digital Iterativa
VA	Valor Adicionado
VOD	<i>Video on demand</i>

SUMÁRIO

1	Introdução	25
1.1	Motivação e contribuição	26
1.2	Objetivos	27
1.3	Problematização	28
2	Visão Geral do SBTVD	35
2.1	TV Digital e SBTVD.....	35
2.2	DIGICONV e Servidor de Acesso	36
2.3	IPTV	37
3	Revisão Bibliográfica	39
3.1	Otimização Combinatória.....	39
3.2	Problemas <i>TimeTable</i>	41
3.2.1	Conceitos e características gerais	42
3.2.2	Conceitos de restrições no contexto de <i>timetable</i>	44
3.2.3	Variações de <i>timetable</i>	45
3.3	Metaheurísticas.....	47
3.3.1	Busca Tabu.....	48
3.3.1.1	Solução Inicial	50
3.3.1.2	Vizinhança	50
3.3.1.3	Lista Tabu.....	50
3.3.1.4	Critério de Aspiração	51
3.3.1.5	Política de Intensificação	51
3.3.1.6	Política de Diversificação.....	51

	22
3.3.1.7 Critério de Parada.....	52
3.3.1.8 Pseudocódigo	52
3.3.2 Algoritmo Genético	53
3.3.2.1 População Inicial.....	54
3.3.2.2 Cromossomo	54
3.3.2.3 Função de Avaliação	54
3.3.2.4 Processo de Seleção.....	55
3.3.2.5 Operadores de <i>Crossover</i>	55
3.3.2.6 Operadores de Mutação	56
3.3.2.7 Critério de Parada.....	57
3.3.2.8 Pseudocódigo	57
3.3.3 Algoritmo Memético	58
3.3.3.1 Memes.....	60
3.3.3.2 Algoritmo Memético genérico	61
3.3.3.3 Operador de Busca Local	62
3.3.3.4 Espaço de Busca.....	64
3.3.3.5 Relação de Vizinhança	64
3.3.3.6 Função Guia	65
3.3.3.7 Paisagem de aptidão.....	65
3.3.3.8 Recombinação.....	66
3.3.3.9 Projeto de um Algoritmo Memético.....	68
4 Modelo Proposto.....	76
4.1 Contextualização no Projeto DIGICONV	76
4.1.1 O Servidor de Acesso.....	77
4.2 Formulação do problema.....	78
4.2.1 Definição do Problema.....	78

	23
4.2.2 Dinâmica da Arquitetura do Modelo.....	81
4.2.3 Estruturas do modelo.....	83
4.2.4 Formulação matemática	90
4.2.4.1 Notação	91
4.2.4.2 Função Objetivo.....	95
4.2.4.3 Avaliação das Variáveis de decisão	96
4.2.4.4 Restrições do problema.....	97
4.2.5 Arquitetura do Algoritmo Memético.....	100
4.2.5.1 Aplicação do Algoritmo Genético.....	102
4.2.5.2 Aplicação da Busca Tabu	105
4.2.5.3 Algoritmo Memético	106
4.2.6 Representação da solução	107
5 Validação e Experimentos	109
5.1 Experimento de Calibração	109
5.2 Geração do programa de testes.....	112
5.3 Validação do protótipo	114
5.4 Experimentos realizados.....	117
5.4.1 Planejamento dos experimentos.....	117
5.4.1.1 Experimentos do Algoritmo Genético	118
5.4.1.2 Experimentos de Busca Tabu.....	119
5.4.1.3 Experimentos do Algoritmo Memético	121
5.4.2 Experimentos em Pequena Escala.....	122
5.4.2.1 Experimento com Algoritmo Genético	123
5.4.2.2 Experimentos com Busca Tabu.....	125
5.4.2.3 Experimentos com Algoritmo Meméticos.....	127
5.4.2.4 Resultados dos Experimentos em Pequena Escala	129

5.4.3 Experimentos em Média Escala	130
5.4.3.1 Experimento com Algoritmo Genético	131
5.4.3.2 Experimento com Busca Tabu.....	132
5.4.3.3 Experimento com Algoritmo Memético	134
5.4.3.4 Resultados dos Experimentos em Média Escala.....	136
5.4.4 Experimentos em Larga Escala	137
5.4.4.1 Experimento com Algoritmo Genético	138
5.4.4.2 Experimento com Busca Tabu.....	140
5.4.4.3 Experimento com Algoritmo Memético	142
5.4.4.4 Resultados dos Experimentos em Larga Escala	143
5.4.5 Resumo dos Experimentos.....	145
6 Considerações Finais	152
Referencias Bibliográficas.....	156

1 INTRODUÇÃO

O surgimento da televisão como meio de comunicação proporcionou um grande avanço para a sociedade, antes restrita a acompanhar as informações comuns através da mídia impressa (jornais, revistas, catálogos, entre outros) ou via rádio. A Televisão sempre teve grande importância no mundo devido a sua capacidade de prover informações e entretenimento às pessoas que dela se utilizam (HIETANEN e TURPEINEN, 2010).

Segundo levantamento do IBGE, no ano de 2011 (IBGE) mais de 96,9% da população brasileira possuía ao menos um aparelho de televisão em casa e este ainda continua sendo o meio de comunicação mais utilizado no país.

Com o advento da TV Digital interativa (TVDi) incorporou-se à televisão novas formas de manutenção e captação de público, tornando-a muito mais interessante, pois, além de agregar ganhos na qualidade de recepção, proporciona alta qualidade de som e imagem, e incorpora aos usuários o conceito da interatividade

No ano de 2005, o governo brasileiro iniciou o projeto Sistema Brasileiro de Televisão Digital (SBTVD)(ABNT, 2007) que, com a participação de diversas universidades e centros de pesquisa, aborda todos os módulos que compõem um sistema de TV digital com o objetivo de implantar este sistema adequado à realidade Brasileira. Alguns requisitos básicos deste projeto são: baixo custo nos terminais de acesso, robustez na recepção do sinal, flexibilidade e capacidade de evolução. Estes requisitos buscam promover a inclusão digital da população de baixa renda, viabilizando o desenvolvimento de dispositivos de baixo custo que proporcionem seu acesso à TV digital brasileira.

Atualmente, as companhias de televisão investem para atualizar seu quadro de programas objetivando captar o maior número de seguidores possíveis e assim aumentar seus ingressos financeiros. Além da programação habitual das emissoras, o paradigma da TV interativa afeta diretamente a forma como a publicidade pode ser aplicada no ambiente televisivo. Sendo a propaganda uma das principais fontes de renda das companhias de TV na atualidade (INTERMEIOS, 2013), é necessária a adequação da grade de programação considerando estes novos aspectos.

1.1 Motivação e contribuição

A publicidade na televisão continua sendo um dos mais rentáveis e eficazes meios de divulgação (MALLOZI e LEVIN, 2009), pois a TV, com uma linguagem próxima ao público, consegue atingir uma grande massa populacional.

Algumas pesquisas comprovam tendências, como a promovida pela Advertising Research Foundation (ARF, 2009), e indicam o aumento da eficiência da publicidade da TV, que foi de 60 % em entre 2004 e 2007. Já para a mídia impressa foi de 40% e para a online quase 20%. Outra pesquisa, promovida pela Deloitte (2012), prevê que em 2013 a base instalada de televisores com conectividade integrada deverá ultrapassar os 100 milhões de aparelhos. Ao final da década, a grande maioria dos novos aparelhos, vendidos nos países desenvolvidos, provavelmente irá incorporar conectividade nos dois sentidos.

Estes números expressivos, e a possibilidade de interatividade, faz com que as agências de propaganda venham diversificando suas ações com pacotes que incluem anúncios do tipo convencional e campanhas de engajamento dos potenciais consumidores em dinâmicas sociais via redes digitais. O objetivo é atingir uma maior penetração junto aos usuários para uma melhor efetividade no objetivo da propaganda.

A propaganda ainda é um dos maiores motivos de *zapping* (troca de canais), pois os telespectadores estão mais interessados em acompanhar a programação normal da televisão (filmes, noticiários, novelas, por exemplo) e não desejam, em um momento de descontração, ser persuadidos a adquirir um determinado produto ou serviço (LEKAKOS e GIAGLIS, 2002). Por isto, os anunciantes investem cada vez mais em formatos de propaganda que chamem a atenção do usuário e que consigam transmitir o valor da marca e produto (*branding*) de forma menos intrusiva possível.

Tendo em mente estes aspectos da propaganda, a elaboração da grade de programação do canal de televisão deve procurar entendê-los, de modo que a grade proposta adequa da melhor forma a apresentação dos comerciais com os interesses e perfis dos usuários, buscando atingir o público alvo correto e efetivar o objetivo dos

anunciantes. Nesse contexto, este trabalho procura desenvolver um protótipo para a elaboração da grade de programação que atenda esta proposta.

A contribuição deste trabalho consiste na abordagem do problema de geração de grade de programação de uma forma inédita, utilizando um Algoritmo Memético, e procurando atender e otimizar os interesses dos principais atores envolvidos no processo. Os principais atores identificados são: a emissora, com a taxa de retorno de cada comercial, o anunciante, com a taxa de penetração que procura vincular os comerciais aderentes ao gênero e perfil de seu consumidor, e telespectador, assistindo comerciais que combinam com a sua preferência de conteúdo de programação e perfil e com uma qualidade associada à capacidade de banda do servidor.

1.2 Objetivos

O presente trabalho apresenta um protótipo de software para a Geração de Grade de Programação de comerciais, aplicável à TV Digital e IPTV, concebido a partir da utilização de um Algoritmo Memético. O protótipo viabilizará o gerenciamento da implementação da aplicação bem como a estruturação de um modelo de grade compatível com o modelo suportado pelos formatos de propaganda comercial.

Para atingir o objetivo apresentado, foram definidas as metas listadas a seguir:

- **Definição de um modelo de grade de programação:**

Proposição de um modelo de grade de programação compatível com o formato atual de publicidade no meio Televisivo e IPTV e que agregue as necessidades básicas de uma emissora de televisão;

- **Definição da Arquitetura da aplicação:**

Estabelecimento da arquitetura da aplicação, suas estruturas e a abordagem de solução do problema de geração de grade de intervenções comerciais através da utilização de metaheurísticas;

- **Implementação da geração da grade de programação:**

Implementação da geração da grade de programação através de um algoritmo híbrido, utilizando a abordagem do problema como um problema clássico de *timetabling*;

- **Validação do protótipo de software:**

A validação efetuada utiliza informações extraídas pela observação da programação real de uma emissora de televisão.

- **Desenvolvimento de estudos de caso:**

Os parâmetros para os estudos de caso desenvolvidos seguem as orientações para Geração do programa de testes sendo realizados experimentos relativos a estes estudos de caso.

1.3 Problematização

Os altos índices de envolvimento do público telespectador brasileiro com a televisão comercial ocorreram desde o início desta mídia em nosso país, e a grande parcela do sucesso da televisão junto ao público recai sobre a TV comercial. O modelo padrão utilizado por esta TV comercial é alimentado pela iniciativa privada, que resultou em uma programação direcionada aos gostos da massa, com a finalidade de atrair cada vez mais audiência e agregar valor de mercado a uma estrutura de negócios prioritariamente comercial (LEAL FILHO, 2008). (BHATTACHARYA, SCOTT e ARTHUR, 2006).

No Brasil, diferentemente do que ocorre em outros países, é o comercial de televisão que permite o melhor exercício da linguagem audiovisual e não o cinema. A constatação deste fato sociocultural explica a relação entre propaganda e

televisão no Brasil, porém existe uma corrente contrária que defende uma televisão apenas de programação. Nenhum desses críticos, porém, chega a indicar exatamente como seriam captados os recursos necessários para cobrir as despesas com instalação, manutenção e produção de programas (STROZENBERG e MACHADO, 1988).

Na década de 80, a televisão consolidou-se como o maior meio de comunicação de massas do país e especializou-se dentro deste modelo comercial. Nele se encontram os dois conceitos fundamentais na estruturação da cadeia produtiva da publicidade na televisão, adotados em grande escala nesta década, de acordo com o modelo norte-americano. Este modelo já havia experimentado e percebido as vantagens destes padrões comerciais para a televisão. São eles, os conceitos de grade de programação e de horário nobre, que condicionariam grande parte da estrutura comercial da televisão até os dias de hoje (MATTOS, 2002).

Os avanços tecnológicos e a abrangência da televisão permitiram, às emissoras e aos profissionais do setor, perceber como estratégia importante a possibilidade de organizar a programação como ferramenta para fidelizar a audiência e combater a concorrência crescente.

Conforme Daniel Filho, citado por Lopes (2004), a escolha dos programas para compor a grade de programação varia de acordo com vários fatores como: a importância do tipo de conteúdo (tema, formato, público alvo), as possibilidades de criação no âmbito artístico e técnico, a viabilidade e suporte financeiro de empresas e anunciantes para produção, o interesse do público no conteúdo do programa e as vantagens competitivas que sua inserção poderá causar em relação aos concorrentes.

Estruturar a grade de programação é especialmente importante nas emissoras generalistas (BOLANO e BRITTOS, 2003) (LEAL FILHO, 2008). Emissoras generalistas são as que incluem vários gêneros e formatos em sua programação e que procuram atingir quantidades grandes de uma audiência heterogênea, buscando a fidelização do público e padronização dos hábitos de consumo de mídia dos telespectadores, em função dos horários e dias da semana em que determinado programa ou gênero é exibido. Nesta abordagem, existe uma programação distribuída horizontalmente, que ocupa todos, ou grande parte dos dias

da semana na mesma faixa horária (exemplo da telenovela) e outra programação distribuída verticalmente ao longo do dia (exemplo de programas que são transmitidos em um dia e horário fixo da semana definidos pela emissora de TV). Ressalta-se também a relevância da invenção do controle remoto com forte impacto no hábito dos telespectadores e, conseqüentemente, na efetividade da estratégia de grade de programação (OWEN, 1999).

A necessidade da criação de padrões de consumo, promovida pela publicidade, propaganda e marketing e determinação de públicos-alvo através da segmentação por estilo de vida, torna-se condição necessária para movimentar rapidamente a engrenagem capitalista e manter seu modo de produção, conforme os estudos de McCracken (1989). Seguindo ao encontro desta proposta, a propaganda muda e transforma-se em um poderoso mecanismo, atribuindo significado aos produtos e fazendo com que, virtualmente, qualquer deles, no seu desenvolvimento, possa ser direcionado para imbuir qualquer significação possível. Isto ocorre através da organização de unidades culturais de significado, que irão sugerir o valor desejado a este produto.

A dinâmica econômica embutida na atividade de se assistir TV encontra-se no fato de que a indústria responsável pela produção de programas de televisão, e toda a sua cadeia produtiva, tem que ser paga. Enquanto o cinema e suas audiências pagam pelos filmes, através da compra de ingressos e outras mercadorias associadas a eles, os telespectadores da televisão pagam indiretamente, pela compra dos produtos anunciados e utilização dos serviços oferecidos pelos anunciantes ou por modelos de televisão por assinatura como *pay-per-view*, cabo, satélite, VOD, etc. Esta dinâmica retroalimenta o fluxo de capital e o ciclo econômico do setor, como apontado na analogia proposta por Bignell (2003).

A forte conexão existente entre publicidade e televisão está presente desde o início desta mídia no Brasil. Rapidamente, os profissionais ligados ao setor perceberam que a televisão era uma verdadeira mídia de massa, representada através de uma poderosa ferramenta, para atingir grandes contingentes de consumidores. Esta percepção fez surgir, ampliou e diversificou as estratégias publicitárias via televisão, que agora vão de produções e anúncios locais, restritos a nichos específicos de mercado, até produções e campanhas extremamente

elaboradas, que abrangem milhões de consumidores em escala global. O avanço das pesquisas de mercado no setor de mídia, e o crescimento das redes de televisão via cabo e satélite, forneceram subsídios para os anunciantes entenderem o poder e a efetividade do direcionamento de mensagens à audiência específica. Nela os efeitos da publicidade tornam-se mais eficientes e os custos menos onerosos, com a utilização de ferramentas de pesquisa e dos novos canais de segmentação das audiências (BHATTACHARYA, SCOTT e ARTHUR, 2006).

A partir desta percepção, os primeiros trabalhos de delimitação e identificação da audiência televisiva tiveram sua origem em 1965. Nesta época a televisão, para competir com outras mídias, já sentiu a necessidade de focar em audiências específicas, conforme o interesse comercial dos anunciantes. Ela precisava oferecer uma possibilidade de maior penetração em mercados locais e específicos, conforme características demográficas, econômicas e sociais, as quais se acreditam, compartilham padrões de consumo similares, maximizando os efeitos da mensagem publicitária (WALKER, 1989) (LEISS, BOTTERILL, *et al.*, 2005)

Partindo desta lógica, as emissoras passaram a oferecer aos anunciantes algo mais que um simples espaço para veiculação dos anúncios, mas sim a capacidade de atingir telespectadores, estimando o tamanho da audiência e suas características (gênero, idade, localização, poder aquisitivo, etc.), e ser remunerada pelos anunciantes, de acordo com a composição e o tamanho desta audiência. A remuneração pré-determinada, geralmente calculada em COM (Custo Por Mil telespectadores) é feita pela estimativa de audiência em determinado horário e programa. Salienta-se a variedade de formatos e tipos de programas oferecidos por meio da televisão, com conteúdos de informação, entretenimento, esportes, notícias, variedades, jogos, compras, entre outras, em um cenário em que as possibilidades se multiplicaram, impulsionadas também pelas funcionalidades proporcionadas pela televisão digital interativa.

Bignell (2003) indica que, nas atividades da cadeia produtiva da televisão, as emissoras têm especial interesse em saber que tipo de telespectador está assistindo a que tipo de programa, quando e por que, para buscar adequar a programação de acordo com o gosto do público alvo, e justificar as remunerações pela publicidade

em suas grades de programação. Esta atividade funciona como laboratório constante para identificar os formatos e gêneros que funcionam melhor.

A maior parte dos investimentos das emissoras de televisão aberta reside na atividade de disponibilizar conteúdos atrativos, via produção própria ou compra de produtos audiovisuais, com o objetivo de gerar audiência e retorno do investimento. Este retorno ocorre por meio da venda de espaços publicitários intercalados a sua programação. Conforme Reis (REIS, PROENÇA e PROENÇA JÚNIOR, 2003), no mercado norte-americano, aproximadamente 92,5% da entrada de capital nas redes de televisão é oriunda da venda de tempo e espaço publicitário inserido em sua programação, sendo deste montante, 45% de publicidade de âmbito local e 47,5% correspondente aos anúncios regionais e nacionais.

O modelo de negócios da publicidade na televisão apresenta também transições de grandes proporções. Desde que este ramo de atividade percebeu sua capacidade de difundir uma mensagem publicitária de maneira muito eficaz, atingindo grandes escalas de audiência, formatos como o spot de 30 segundos se consagraram como padrão de utilização eficiente e lucrativo na era analógica. Através das mudanças na grade de programação e no calendário de exibição dos conteúdos, as emissoras criaram um formato de televisão com hora marcada, que direciona grandes audiências a consumirem um conteúdo específico. Um exemplo é a estratégia de horário nobre.

O modelo de produção e conteúdo para a televisão, fortalecido pelas verbas publicitárias, entrou em uma fase de refinamento da qualidade devido à concorrência e também em virtude das especificações de um telespectador cada vez mais exigente. Conforme Bhattacharya (BHATTACHARYA, SCOTT e ARTHUR, 2006), quanto mais relevante um anúncio é para o estilo de vida do consumidor, menos chance terá de ser ignorado ou sofrer uma reação negativa.

De acordo com as novidades que surgem e se difundem, e o amadurecimento da cadeia produtiva do setor, diferentes modelos de negócios, alicerçados nas possibilidades oferecidas pela evolução tecnológica, tendem a surgir. Estes novos modelos de negócio capacitam os profissionais da publicidade a explorarem ferramentas que minimizem a insatisfação dos consumidores e sua consequente

constante fuga dos conteúdos publicitários, em detrimento de ações mais efetivas e satisfatórias para telespectador e anunciante.

É importante observar que este contexto, ainda incipiente, chamado por alguns estudiosos da TV de fase da multiplicidade da oferta (BRITTOS, 2003); (BOLANO e BRITTOS, 2003), somado à atual conjuntura do contexto televisivo nacional, mesmo apresentando indícios de uma mudança iminente e gradual, não nos leva na direção de uma superação do período histórico, do mercado publicitário e do modelo de negócios em vigor.

Conforme Schultz (2006), o alinhamento entre as características exclusivas da televisão com inovações na área de Informática e comunicação, colocam a nossa frente uma nova era, em relação ao modelo de negócios para a publicidade na TVDi, pois combina agora o marketing direto e sua efetividade com o impacto visual e o poder emocional dos anúncios televisivos. Griffiths (2003) e Greenberg (2006), afirmam que esta combinação abre novos precedentes para os participantes da cadeia produtiva da televisão, com inúmeras alternativas de novos negócios e oportunidades. Agora, emissoras, anunciantes, agências, clientes, produtoras, designers entre outros, deparam-se com novas formas de aumentar suas receitas através da possibilidade de planejar, produzir e veicular mensagens com mais acuidade e direcionadas a um público que começa a perceber que televisão digital interativa é uma melhor televisão (GAWLINSKI, 2003).

Dentro deste contexto, este trabalho propõe uma nova forma de abordar o problema da geração de grade de comerciais, através de um protótipo que propõem um modelo novo, buscando agregar uma maior efetividade nos objetivos propostos pela emissora para a sua programação. Dentro do modelo comercial observado, e utilizado atualmente pelas emissoras de TV, alguns dos principais fatores considerados na elaboração da grade de comerciais poderão ser parametrizados no protótipo, como taxa de adequação ao público telespectador, valor de retorno para a emissora e taxa de utilização da banda no servidor buscando, através desta parametrização um ganho em relação às abordagens feitas atualmente para a solução deste problema.

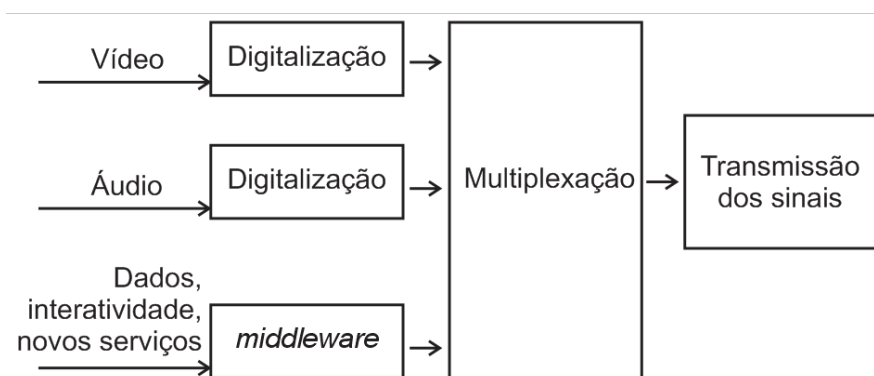
2 Visão Geral do SBTVD

Este capítulo apresenta uma visão geral sobre TV Digital, apresentando a arquitetura genérica utilizada como referência no SBTVD (Sistema Brasileiro de Televisão Digital).

2.1 TV Digital e SBTVD

A televisão digital é uma evolução da televisão analógica e seu sistema é formado por um conjunto de padrões, conforme apresentado na Figura 1. Estes padrões identificam os componentes básicos: áudio e vídeo (comuns à TV analógica e digital e indispensável à transmissão), e os serviços e suas funcionalidades (acesso a WEB, dados, comércio eletrônico, aplicativos etc.), agregadas ao novo conceito de interatividade que foi incorporado à TV digital e operacionalizado no sistema através de seu *middleware*. Estes serviços podem ser empregados para oferecer novos recursos na transmissão de programas para os usuários, ou mesmo enviar dados para aplicações que não possuem ligação direta com a programação televisiva (CRINON, BHAT, *et al.*, 2006)

Figura 1 – Padrões da TV digital para difusão terrestre



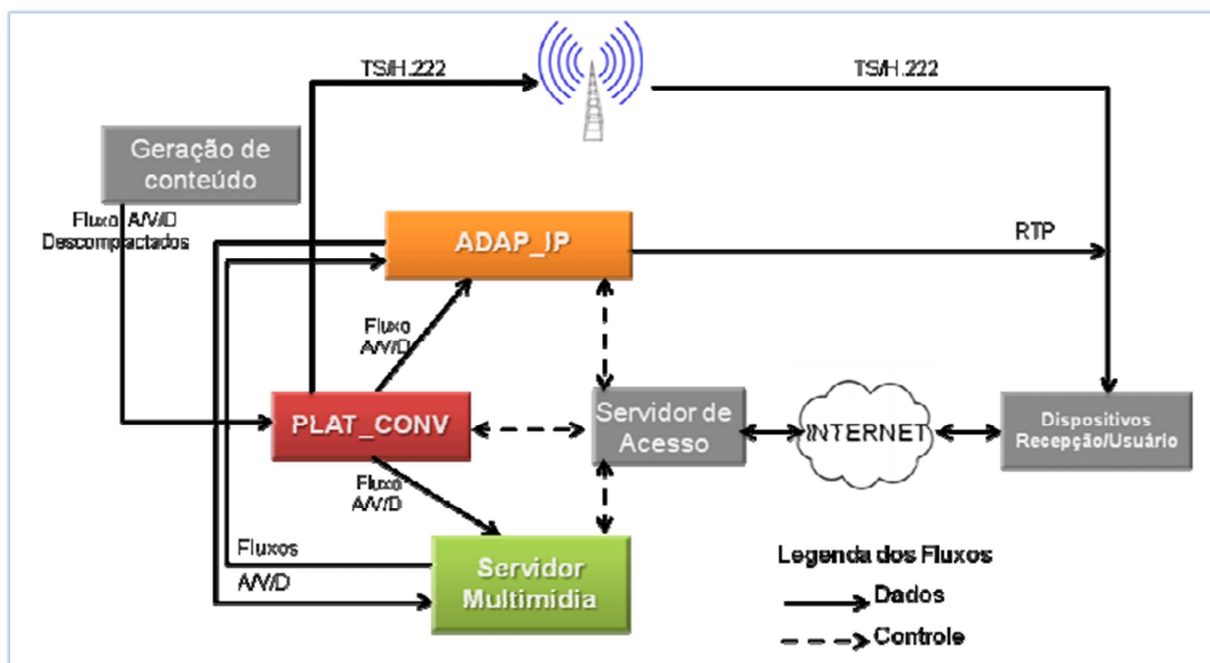
Fonte: (GRACIOSA, 2003)

2.2 DIGICONV e Servidor de Acesso

O projeto “Desenvolvimento de uma Plataforma de Convergência Digital para TV digital, IPTV e Dispositivos Móveis” (DIGICONV), é financiado pelo FUNTTEL/FINEP. Ele tem como objetivo o desenvolvimento de uma Plataforma para Geração de Conteúdo Digital voltada para o emprego de TVD, IPTV e dispositivos móveis, que suporte e prospecte recursos que atendam, preferencialmente, as oportunidades emergentes do mercado nacional.

Este Projeto foi desenvolvido levando em consideração os padrões presentes de operação do Sistema Brasileiro de Televisão Digital (SBTVD), definidos nos documentos de referência, dentre eles: as normas brasileiras (ABNT) de transmissão, codificação, receptores, *middleware* e interatividade (GÓMEZ, GLUZ, *et al.*, 2011). No contexto do Projeto DIGICONV, esse trabalho estará atuando no servidor de acesso, conforme a Figura 2.

Figura 2 – Arquitetura da Plataforma de Convergência



Fonte: (GÓMEZ, GLUZ, *et al.*, 2011)

A Figura 2 apresenta o cenário da Plataforma do Projeto e visa contemplar as características propostas de distribuição e acesso do conteúdo. Ela divide-se em quatro módulos:

1. **Servidor de acesso:** servidor responsável pelo controle de acesso dos usuários e distribuição de conteúdo;
2. **Servidor Multimídia:** servidor responsável pelo controle, recuperação e armazenamento de mídias (áudio, vídeo e dados);
3. **PLAT_CONV:** Servidor responsável pela codificação e multiplexação de sinais de áudio, vídeo e dados;
4. **ADAP_IP:** Servidor responsável pela adaptação dos sinais de áudio, vídeo e dados para a distribuição IPTV.

2.3 IPTV

A IPTV é um serviço voltado para usuários que possuam uma conexão de banda larga de boa qualidade para que possam usufruir dos serviços e conteúdos diversificados, disponibilizados para assinantes através de uma conexão de Internet. Um aparelho de Televisão clássico também pode acessar as funcionalidades e serviços da IPTV através de um *Set-Top Box*.

O termo IPTV, normalmente, refere-se a uma variada gama de programas ou canais de TV que pode ser fornecida por uma ou mais prestadoras de serviços, e inclui também programações de conteúdo específico, como filmes, *shows*, e eventos que podem ser requisitados e assistidos por um grupo de usuários que tem interesse naquele conteúdo. A combinação de acesso de banda larga a conteúdos de interesse do usuário, customizados em relação ao horário e conteúdo de disponibilização, são um mercado em rápido desenvolvimento (JANG e NOH, 2011).

Conforme o *IPTV Global Forecast*, os assinantes globais de IPTV (*Internet Protocol Television*) passarão de 53 milhões em 2011 para 105,1 milhões em 2015, apresentando uma taxa de crescimento anual de 18.7% (RESEARCH AND MARKETS, 2012). Apesar do início lento, a adesão à IPTV está em um ritmo crescente, sendo a Coréia do Sul um dos mercados com o maior número de assinantes. Dentre os fatores que se destacam para o sucesso e importantes para um bom funcionamento do IPTV neste país estão: uma infraestrutura de banda larga de boa velocidade, diversidade de serviços e alta disponibilidade (JANG e NOH, 2011).

Existem diferenças entre IPTV e transmissão de TV via Internet. A IPTV utiliza uma rede privada que faz a entrega de TV usando IP (*Internet Protocol*) com a garantia da qualidade de serviço necessária à entrega do vídeo. Já na TV via Internet, além do conteúdo ser assistido normalmente no computador, existe a possibilidade da programação ser enviada por *download*. Em alguns casos a opção de transmissão pode ser via *streaming*, onde não há garantia de qualidade. Como esta opção utiliza a rede pública, pode haver pausas ou interrupções no envio do conteúdo. Alguns exemplos de TV via Internet são sites como *youtube*, *vimeo*, *netflix*, dentre outros.

Para assistir uma transmissão IPTV, no Sistema Brasileiro de TV Digital Terrestre (SBTVD), é necessária a utilização de um middleware de padrões abertos, adotado pelo SBTVD, chamado Ginga. Ele deve ser instalado nos conversores (*set-top boxes*) ou televisores que possuem o conversor incorporado. O *middleware* Ginga é uma camada de *software* intermediária, entre as aplicações e o sistema operacional, que possui dois objetivos principais: oferecer um melhor suporte ao desenvolvimento de aplicações e tornar as aplicações independentes do sistema operacional e da plataforma de *hardware* utilizados.

3 Revisão Bibliográfica

Este capítulo apresenta uma revisão bibliográfica dos conceitos e das técnicas utilizadas neste trabalho. Serão abordados os conceitos sobre metaheurísticas, *timetabling problem* e apresentadas as metaheurísticas Busca Tabu e Algoritmo Genético, bem como os conceitos de Algoritmos Meméticos que foram usados para resolver o problema de otimização combinatória no desenvolvimento do protótipo de software para a Geração de Grade de Programação de comerciais aplicável à TV Digital e IPTV.

3.1 Otimização Combinatória

O termo Otimização Combinatória representa uma área da matemática e da ciência da computação que analisa o problema de otimização em conjuntos. Por otimizar, se entende encontrar um valor ótimo para um determinado problema, usualmente sob determinadas condições, denominadas restrições do problema (PAPADIMITRIOU e STEIGLITZ, 1982).

Os problemas de otimização, em sua maioria, tem o objetivo de minimizar ou maximizar uma função objetivo sobre determinado domínio contínuo e infinito segundo sua teoria clássica. Nos casos dos problemas de otimização combinatória, o problema é tipicamente discreto e finito sendo, na maioria das vezes, simples listar os elementos e testá-los para verificar se pertencem ao domínio. Entretanto a proposta de testar todos os elementos do domínio para buscar a melhor solução torna-se inviável na prática, mesmo para instâncias de tamanho médio (MIYAZAWA, 2011).

A formulação matemática de um problema de otimização combinatória apresenta-se na forma de uma função, denominada função objetivo (FO), que deve ser maximizada ou minimizada, e um conjunto de restrições ou requisitos

relacionados às variáveis de decisão, que fornecem um valor único para uma solução específica (PAPADIMITRIOU e STEIGLITZ, 1982).

Mesmo com a evolução da capacidade de processamento dos computadores, ainda existem muitos problemas cujo tempo necessário para resolvê-lo é considerado inaceitável pelo usuário sendo chamados problemas intratáveis. Em termos práticos os problemas tratáveis têm seu limite superior de complexidade na forma polinomial, e os intratáveis tem seu limite superior de complexidade na forma exponencial (LINDER, 2008). Isto significa que o seu tempo de execução é da ordem de uma função exponencial.

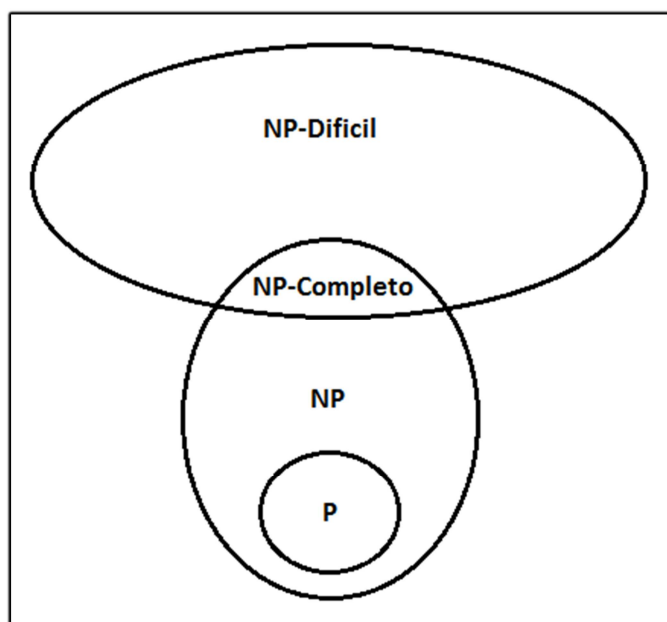
Na teoria da computação, a análise da complexidade de algoritmos é abordada pelo ramo chamado Teoria da Complexidade Computacional por meio de considerações matemáticas. Esta teoria torna viável a classificação dos problemas de otimização combinatória em classes de complexidade. Isto é feito a partir da avaliação dos recursos computacionais necessários para solução, normalmente avaliados em função do tamanho do conjunto de entrada do algoritmo. Esta classificação é conhecida como teoria NP-completude relativa aos problemas de Otimização Combinatória, e ela define os problemas em quatro classes (GAREY e JOHNSON, 1999):

- *P (Polynomial time)*: São os problemas de decisão que tem solução resolvida por algoritmos polinomiais em função do tamanho de sua entrada. Ela representa o conjunto de problemas classificados como tratáveis e passíveis de solução de forma eficiente;
- *NP (NonDeterministic Polynomial Time)*: São os problemas de decisão que podem ser resolvidos por algoritmos não determinísticos polinomiais no tamanho de sua entrada, ou seja, cuja solução pode ser verificada em tempo polinomial;
- *NP-completo*: É um subconjunto de NP, composto pelos problemas em que existe uma redução em tempo polinomial a partir de qualquer problema da classe NP;

- NP-difícil (*NP-Hard*): É composto pelos problemas de otimização combinatória que possuem solução através de um número polinomial de soluções de um problema da classe NP-completo.

A Figura 3 mostra a relação existente entre as classes de problemas definidas.

Figura 3 – Classes de Complexidade Computacional



Fonte: Elaborado pelo Autor

3.2 Problemas *TimeTable*

Nesta seção são apresentados os conceitos, as características e principais aplicações de problemas do tipo *timetable* ou *timetabling*.

3.2.1 Conceitos e características gerais

Problemas de programação de horários, ou *timetabling problems* são problemas de alocação que formam uma área com intensa atividade de pesquisa aplicada em diversos contextos. A criação de tabelas de horários educacionais, a organização de escalas de horário de trabalho e o remanejamento de máquinas em fábrica, constituem exemplos de situações que caracterizam esse tipo de problema.

Wren (1996) define o problema de *Timetabling* como “a alocação, sujeita a restrições, de recursos a objetos colocados no espaço e no tempo, de modo a satisfazer, tanto quanto possível, um conjunto de objetivos desejáveis”.

O problema da geração de grade de programação comercial adequa-se a este tipo de problema devido as suas características equivalentes que são: a necessidade de alocação de intervenções comerciais, compostas de grupos de comerciais de durações variadas, em espaços fixos de tempo, de modo a satisfazer restrições como sua classificação indicativa, adequação ao horário, número de exibições de forma a maximizar objetivos como: a taxa de retorno para a emissora, a largura de banda do servidor e a melhor adequação ao público alvo

As diversas variantes de problemas de *Timetabling* compartilham uma característica marcante que é sua natureza fortemente associativa, ou seja, as soluções para tais problemas são geradas a partir de associações entre um número de eventos (e.g.: jogos, cursos, aulas), e um número limitado de recursos (e.g.: pessoas, tempo, salas) (LÜ e HAO, 2010). Este tipo de problema tem como principal objetivo determinar a utilização dos recursos da melhor forma possível, obedecendo às restrições do problema.

A dificuldade com os problemas de horário também é matemática, pois problemas desse tipo são problemas de associação, de natureza combinatória. Os métodos computacionais exatos limitam severamente o tamanho das instâncias que podem ser resolvidas em tempos computacionais razoáveis, pois geralmente, mesmo que implicitamente, trabalham com enumeração do espaço de soluções.

Neste trabalho, é proposto um método de solução através de um Algoritmo Memético que combina as metaheurísticas Algoritmo Genético e Busca Tabu, para solução do problema de Geração de Grade de Programação para emissoras de Televisão/IPTV. Ele tem como objetivo mostrar a viabilidade do emprego destas técnicas para a solução do referido problema, considerando que na literatura o autor não encontrou trabalhos que reportem resultados utilizando esta abordagem.

Segundo Cooper e Kingston (1995), o problema de *Timetabling* é classificado como um problema NP-Completo e de grande relevância para a área de Pesquisa Operacional. Sabe-se que, uma vez que se encontre um algoritmo capaz de resolver tal problema de forma eficiente, em tempo polinomial, então tal algoritmo poderia ser utilizado para resolver todos os problemas pertencentes à classe NP também de forma eficiente (PAPADIMITRIOU e STEIGLITZ, 1982).

Várias técnicas, ao longo dos anos, foram desenvolvidas, estudadas e adaptadas, com o objetivo de atingir uma solução eficiente de problemas de programação de horários. As primeiras técnicas utilizavam como base, heurísticas criadas para resolver o problema de forma manual, porém, com o aumento da complexidade e importância de tais problemas, novas técnicas mais aprimoradas começaram a ser utilizadas.

As técnicas identificadas para a resolução deste tipo de problema podem ser classificadas em duas categorias: a primeira utiliza métodos exatos e tem como objetivo principal encontrar as melhores soluções para o problema; a segunda categoria, utilizada em problemas de maior complexidade, é a composta por métodos heurísticos e meta-heurísticos, e seu objetivo é a obtenção de boas soluções, não necessariamente as melhores.

Segundo Ross e Fang (2000) um *timetable* genérico pode ser definido por três conjuntos básicos que são:

- $E = \{e_1, e_2, \dots, e_v\}$, um conjunto fixo de eventos que inclui atividades diversas como exames, seminários, projetos ou aulas;
- $T = \{t_1, t_2, \dots, t_s\}$, um conjunto finito de horários para a realização dos eventos;

- $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$, que implica em um conjunto finito de agentes (instrutores, monitores ou professores) que tem o papel de monitorar eventos particulares.

Baseando-se nesta definição anterior, é válido representar o conjunto de elementos envolvidos no conceito de *timetabling* pelo conjunto $\{e, t, a\}$ onde $e \in E$ (conjunto de eventos ou atividades) $t \in T$ (conjunto de horários) e $a \in A$ (conjunto de recursos ou agentes) podendo ser interpretado como o evento e inicia em um tempo t com o agente a .

Para facilitar o entendimento, em uma analogia com o problema proposto, considere E o conjunto de Intervenções comerciais a serem programadas como o conjunto finito de eventos, T o conjunto de horários das intervenções disponíveis na *timeline* de programação como o conjunto finito de horários, e A o conjunto de comerciais que necessitam se exibidos como o conjunto finito de agentes.

Conclui-se, portanto, que uma *timetable* é uma coleção de triplas como o descrito, uma por evento, sendo que as escalas a serem produzidas não devem violar um conjunto de restrições pré-definidas pelo contexto.

3.2.2 Conceitos de restrições no contexto de *timetable*

As restrições a que um problema de escalonamento clássico, neste caso *timetabling*, está sujeito, podem ser entendidas como situações que estabelecem um padrão de qualidade ou definem regras para a produção destas tabelas. Como por exemplo, podem-se citar duas restrições básicas presentes em um *timetable* genérico que garantem a factibilidade das tabelas produzidas:

- Nenhuma entidade pode ser solicitada por mais de um local ao mesmo tempo;

- O recurso solicitado pelos eventos escalonados no período não podem exceder os recursos disponíveis para cada um dos períodos na *timetable*

Portanto, as restrições, que estão presentes no contexto a partir do qual será produzido um *timetable*, variam de acordo com os objetos inclusos. Quando as *timetables* produzidas violam as restrições, as tabelas produzidas podem apresentar-se ineficazes ou não aplicáveis.

Conforme Newal (2000), os principais tipos de restrições aplicáveis aos problemas *timetabling* podem ser classificadas como *hard*, quando devem ser obrigatoriamente satisfeitas para a produção de uma *timetable* factível, e restrições do tipo *soft*, que são restrições desejáveis, mas não essenciais, e podem ser flexibilizadas para uma solução factível.

Esta diferença permite avaliar o conceito de qualidade da *timetable*, onde as condições essenciais para uma *timetable* factível são observadas e as violações das restrições do tipo *soft* são minimizadas até um nível aceitável.

3.2.3 Variações de *timetable*

Timetabling, ou problemas de *timetable*, podem ser aplicados a diversos contextos, e para isto basta modificar as variáveis e as restrições envolvidas no problema de acordo com sua especificidade. Algumas variações de *timetabling* podem ser descritas como: escalonamento de funcionários em turnos, criação de tabelas de horários ou recursos (exames, salas de aula, entre outros) para escolas, universidades ou empresas. Desta forma o problema é caracterizado por uma natureza fixa e um conjunto de restrições flexíveis.

O problema proposto é análogo ao de programação de grades horárias em instituições de ensino. A produção de tabelas de horários consiste na alocação de recursos para a produção de uma grade horária semanal que deve ser instanciada com professores e disciplinas.

Este problema é conhecido na Inteligência Artificial como Satisfação de Restrições. Nele o processo de busca de soluções tem o objetivo de encontrar um estado, dentro do espaço de busca que satisfaça um conjunto de restrições.

Conforme Concilio (2000), é possível observar um exemplo de grade horária, representado na Tabela 1. A tabela é composta por uma turma que cumpre cinco dias da semana (segunda a sexta) em cinco horários de aula. As restrições deste exemplo são as seguintes:

- Escalonar cada um dos professores uma única vez na semana;
- Não exceder a cinco aulas no dia;
- Caso ocorram duas aulas da mesma disciplina no dia, elas devem ser sequenciais.

Tabela 1 – Representação de solução de Grades Horárias

Segunda Feira	W	P	F	R	A
Terça feira	E	S	N	K	L
Quarta feira	D	I	G	X	U
Quinta feira	B	V	T	J	H
Sexta feira	Y	O	C	M	Q

Fonte (CONCILIO, 2000)

Conforme mostra a Tabela 1, cada solução é representada por uma matriz onde as linhas representam os dias da semana e as colunas os diferentes horários do dia que deverão ser preenchidos com os recursos disponíveis no problema, neste caso as disciplinas são representadas pelas letras de A a Y.

Uma matriz *timetable* do problema proposto, representada de forma análoga à Tabela 1, referenciada por Concilio (2000), é apresentada na seção 4.2.1 na Tabela 2 – Representação da solução de Grade de Comerciais.

O problema proposto é considerado um problema do tipo *timetable* pois suas características enquadram-se nos conceitos observados anteriormente, conforme pode ser observado na seção 4.2.

3.3 Metaheurísticas

O termo metaheurística foi conhecido no artigo que introduziu o termo Busca Tabu (GLOVER, 1986) e, desde então, tem sido amplamente utilizado na literatura. A metaheurística é uma estratégia mestre que orienta e altera outra heurística, viabilizando a geração de soluções que extrapolam aquelas que normalmente são encontradas em buscas que encontram ótimos locais (POLTOSI, 2007). A heurística guiada por uma metaheurística pode abranger procedimentos de alto nível ou apenas incorporar descrições de movimentos disponíveis de uma forma simples, alterando uma solução e gerando outra, em conjunto a uma regra de avaliação associada, normalmente chamada de Função Objetivo (FO) (GLOVER e LAGUNA, 1997).

Destaca-se que uma metaheurística não é aplicável a apenas um problema, mas a vários problemas em diferentes áreas de estudo como transportes, telecomunicação, logística, produção, etc.

Alguns exemplos de metaheurísticas são: Recozimento Simulado (*Simulated Annealing*), Algoritmo Genético (*Genetic Algorithm*), Colônia de Formigas (*Ant Colony Algorithm*), Busca Tabu (*Tabu Search*), GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*).

Os Algoritmos Meméticos (AMs) são originários de enfoques híbridos, onde a solução do problema é abordada com a utilização de mais de uma metaheurística onde as duas interagem dentro de algumas características, conforme será descrito na seção 3.3.3.

Na resolução de problemas de otimização combinatória, proposto neste trabalho, foram utilizadas as metaheurísticas Busca Tabu e Algoritmo Genético e uma abordagem híbrida utilizando-as conforme os conceitos de Algoritmos

Meméticos. Por isso essas duas metaheurísticas serão apresentadas com maiores detalhes nas próximas seções.

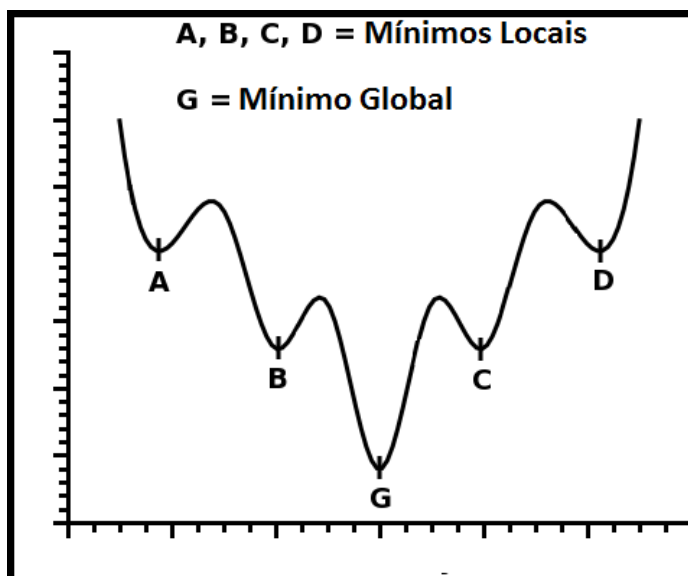
3.3.1 Busca Tabu

Com suas raízes no final dos anos 60 e início dos anos 70, a Busca Tabu (BT) foi proposta em sua forma atual por Fred Glover em 1986 (GLOVER, 1986). Ela é uma metaheurística que agrupa um conjunto de conceitos e práticas usadas para resolução de problemas de otimização combinatória buscando encontrar soluções aproximadas para problemas complexos, onde o tempo computacional para encontrar a solução ótima é exponencial.

Muito semelhante ao processo chamado de Busca Local (BL), a Busca Tabu é uma metaheurística também baseada em um processo de busca em vizinhança, tendo seus dois primeiros elementos básicos muito semelhantes: o espaço de busca e a estrutura de vizinhança. O principal diferencial existente na BT reside em evitar movimentos reversos através do uso de uma lista que restringe estes movimentos no algoritmo, denominada de Lista Tabu. Aplicando esta técnica, o algoritmo agrega a capacidade de fugir de ótimos locais e abranger um espaço de busca maior, o que por consequência trará resultados melhores (GENDREAU, LAPORTE e POTVIN, 2002).

Pode ser observado na Figura 4 que uma heurística da descida de encosta, ao buscar soluções, pode ficar presa em mínimos locais e não explorar outras áreas do espaço de soluções.

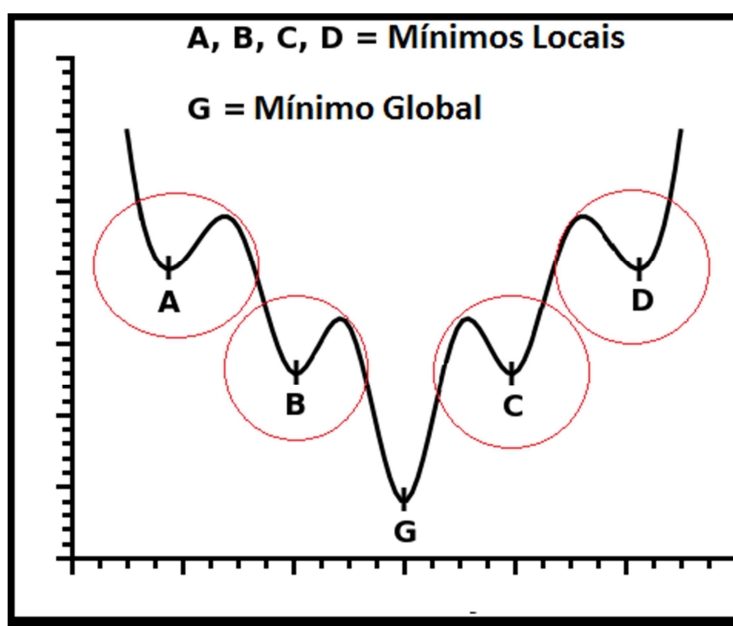
Figura 4 – Mínimos Locais e Mínimo Global



Fonte: Elaborada pelo Autor

A Heurística Busca Tabu procura resolver este problema através da busca na vizinhança próxima ao mínimo local, mostrada nos círculos da Figura 5. Movimentando-se nesta vizinhança, a heurística busca sair do mínimo local em busca de um ótimo global dentro do espaço de soluções.

Figura 5 – Espaço de Vizinhança



Fonte: Elaborada pelo Autor

3.3.1.1 Solução Inicial

A Metaheurística Busca Tabu exige uma solução inicial viável para iniciar a procura por outra solução melhor. Esta solução inicial tanto pode ser informada ao sistema, se conhecida, quanto obtida através de uma heurística ou ser produto de outra metaheurística aplicada ao problema.

3.3.1.2 Vizinhança

A vizinhança na BT tem a importante função de fazer com que a metaheurística escape dos ótimos locais. Isto é feito a partir da solução atual, onde após cada iteração é gerada uma vizinhança $N(s)$, proveniente da solução atual. Cada elemento da vizinhança $N(s)$ é avaliado pela função objetivo (FO) e aquela que apresentar o melhor resultado passa a ser a solução atual s . Isto ocorre mesmo nos casos onde ocorra uma degradação da FO. Este procedimento tem o objetivo de deslocar a função dos ótimos locais e buscar soluções em outros pontos do espaço de soluções.

3.3.1.3 Lista Tabu

A Lista Tabu é utilizada na metaheurística BT na forma de uma lista dinâmica, que armazena em memória uma quantidade definida de movimentos que devem ter evitada suas repetições nas próximas iterações. O número de iterações a serem considerados define o tamanho da Lista Tabu (SIMAS, 2007). O objetivo deste procedimento na metaheurística é evitar ciclos em torno dos ótimos locais e forçar o avanço no espaço de buscas (VIANA, 1998). O tamanho da Lista Tabu, normalmente, define a distância dos ótimos locais a ser explorada. Tamanhos pequenos exploram soluções próximas, enquanto tamanhos maiores da lista distanciam a busca destes ótimos locais.

3.3.1.4 Critério de Aspiração

O critério de aspiração relaxa a restrição da Lista Tabu, permitindo que, em situações específicas, movimentos existentes nesta lista, e que não deveriam ser executados, possam ser considerados como movimentos válidos. Em alguns casos, estes movimentos não permitidos podem levar a uma alternativa melhor para a solução do problema, otimizando sua FO, sendo este critério de aspiração, por objetivo, um dos mais empregados (GLOVER e LAGUNA, 1997).

3.3.1.5 Política de Intensificação

A técnica de intensificação é utilizada para concentrar os esforços da pesquisa em regiões promissoras e que historicamente produziram bons resultados. É muito comum que métodos de Busca Tabu incluam estratégias de intensificação para melhorar seu desempenho e a qualidade da solução encontrada.

As duas principais estratégias utilizadas são:

- Retornar a uma solução já visitada para explorar sua vizinhança de forma mais efetiva e,
- Incorporar atributos das soluções de elite e estimular componentes desta solução a tornarem-se parte da solução corrente (GLOVER e LAGUNA, 1997)

3.3.1.6 Política de Diversificação

Métodos estruturados em Busca Tabu incluem também estratégias de diversificação. Esta estratégia tipicamente utiliza uma memória de longo prazo, e tem como objetivo redirecionar a pesquisa para regiões pouco ou ainda não exploradas do espaço de soluções.

Estas estratégias de busca, em oposição à estratégia de intensificação, geram soluções que possuam atributos significativamente diferentes dos encontrados nas melhores soluções obtidas até o momento.

Uma das técnicas de diversificação é alterar as regras de escolha de atributos de modo que os atributos de soluções não usados frequentemente sejam escolhidos (GLOVER e LAGUNA, 1997).

3.3.1.7 Critério de Parada

O critério de parada consiste em definir até quando a BT deverá ser executada. Alguns exemplos de critérios de paradas possíveis são: quando for encontrada uma solução viável de custo ótimo; quando um número máximo de iterações é atingido, evitando que a aplicação fique indefinidamente em execução ou quando, após determinado número de iterações, não houver melhora na solução.

3.3.1.8 Pseudocódigo

A Figura 6 mostra o pseudocódigo clássico da Busca Tabu para uma solução de minimização.

Figura 6 – Pseudocódigo clássico de Busca Tabu

```

01. Seja  $s_0$  solução inicial;
02.  $s^* \leftarrow s$ ;           {Melhor solução obtida até então}
03. Iter  $\leftarrow 0$ ;       {Contador do número de iterações}
04. MelhorIter  $\leftarrow 0$ ;   {Iteração mais recente que forneceu  $s^*$ }
05. {Seja NBmax o número máximo de iterações sem melhora em  $s^*$ ;}
06. T  $\leftarrow \emptyset$ ;     {Lista Tabu}
07. Inicialize a função de aspiração A;
08. enquanto (Iter - MelhorIter  $\leq$  NBmax) faça
09.     Iter  $\leftarrow$  Iter + 1;
10.     Seja  $s' \leftarrow s \oplus m$  o melhor elemento de  $V \subseteq N(s)$  tal que o
        movimento  $m$  não seja tabu ( $m \notin T$ ) ou  $s'$  atenda a
        condição de aspiração ( $f(s') < A(f(s))$ );
11.     Atualize a Lista Tabu T;
12.      $s \leftarrow s'$ ;
13.     se  $f(s) < f(s^*)$  então
14.          $s^* \leftarrow s$ ;
15.         MelhorIter  $\leftarrow$  Iter ;
16.     fim-se;
17.     Atualize a função de aspiração A (caso  $s'$  atenda à
        condição de aspiração);
18. fim-enquanto;
19. Retorne  $s^*$ ;
20. Fim BT;

```

Fonte: Adaptado de (TALBI, 2009)

3.3.2 Algoritmo Genético

Baseado na teoria da evolução de Charles Darwin, na linha dos algoritmos inspirados na natureza, e proposto por John Holland em 1975 (HOLLAND, 1975), o Algoritmo Genético (AG) tem sido aplicado para encontrar soluções em problemas de otimização combinatória em diversas áreas do conhecimento, como matemática, biologia, física, dentre outras. A técnica é baseada nos mecanismos de seleção natural e genética, que buscam a sobrevivência dos mais aptos propondo também uma troca aleatória de informações (GOLDBERG, 1989). São descritos a seguir os principais componentes deste algoritmo.

3.3.2.1 População Inicial

A população inicial, que serão os pais em potencial da população da próxima geração, é constituída de um conjunto de soluções chamadas cromossomos. O tamanho desta população varia de acordo com o tamanho da instância do problema. Na literatura são mencionadas populações de 20 a 50 indivíduos. A população inicial pode ser gerada de várias formas: aleatoriamente, através de uma heurística, utilizando-se dados reais utilizando-se o resultado de outra metaheurística, dentre outras alternativas (REEVES, 2003).

3.3.2.2 Cromossomo

Os cromossomos são representações de cada indivíduo da população e a cada um destes indivíduos se atribui um valor de aptidão que está relacionada com o objetivo do problema (Função Objetivo). Cada cromossomo está representado por um ponto no domínio de simulação como uma possível solução. A codificação do cromossomo é efetuada através de uma estrutura de dados concatenada, onde cada informação representa o valor de uma das variáveis de decisão do problema, podendo assumir valores únicos ou combinações entre formatos binários, inteiros ou reais, por exemplo.

3.3.2.3 Função de Avaliação

A função de avaliação, ou função *fitness*, é utilizada na execução de um Algoritmo Genético para a avaliação dos indivíduos da população de uma geração de acordo com a aptidão do mesmo em relação ao problema que está sendo resolvido (MOGNON, 2004).

A função de avaliação é calculada a partir das informações que estão contidas no cromossomo, podendo ser elaborada levando-se em consideração as restrições do problema (MOGNON, 2004). Em relação ao valor obtido pela função,

ele vai indicar o grau de aptidão do indivíduo, dando a ele maiores ou menores chances de se reproduzir e de sobreviver nas próximas gerações.

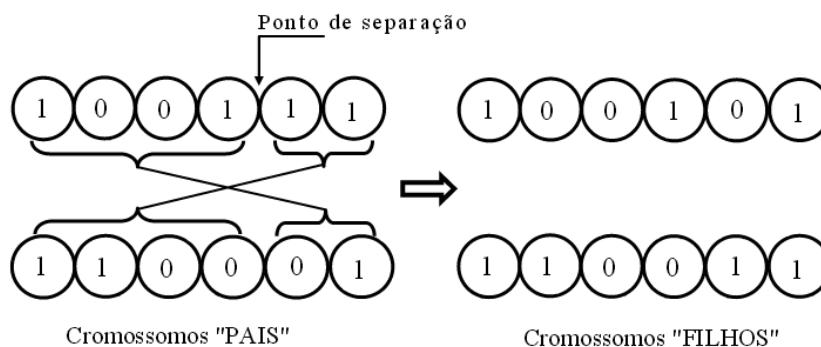
3.3.2.4 Processo de Seleção

O processo de seleção escolhe os indivíduos da população, com base em sua aptidão, através de uma estratégia de seleção. Os indivíduos com melhor avaliação possuem uma probabilidade maior de serem eleitos para comporem a próxima geração ou serem pais de novos indivíduos. Existem várias técnicas para a seleção dos novos indivíduos, onde se destacam algumas como: seleção por torneio, elitista com truncamento, roleta, por ranqueamento, dentre outras (REEVES, 2003).

3.3.2.5 Operadores de Crossover

A troca de partes correspondentes dos cromossomos "pais" para produzir o cromossomo "filho" é feita através de um cruzamento ou recombinação de informações (genes) dos indivíduos e é chamada de operação de *crossover*. Este processo pode combinar um ou mais indivíduos e a Figura 7 exemplifica sua aplicação (REEVES, 2003).

A taxa de cruzamento define a probabilidade de mudança nos "filhos" e deve, em geral, ser alta (80% - 95%). Entretanto, alguns resultados mostram que, para alguns tipos de problema, uma taxa de cruzamento de cerca de 60% é o melhor (IKEDA, 2009).

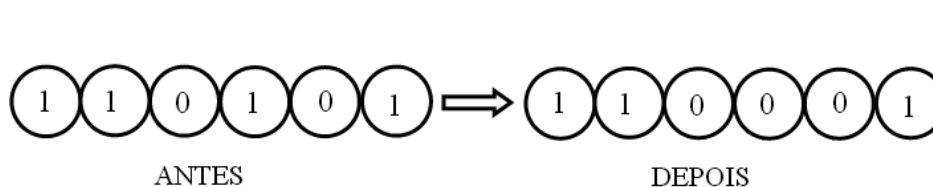
Figura 7 – Operador de *Crossover*

Fonte: (DETI, 2013)

3.3.2.6 Operadores de Mutação

O operador de mutação, mostrado na Figura 8, é necessário para introduzir e manter a diversidade genética da população, alterando arbitrariamente um ou mais componentes de uma estrutura escolhida e fornecendo meios para introdução de novos elementos na população. Desta forma, a mutação tende a atingir pontos ainda inexplorados no espaço de busca, além de contornar o problema de mínimos locais. Normalmente, a operação de mutação possui uma taxa pequena de frequência (REEVES, 2003).

Figura 8 – Operador de Mutação



Fonte: (DETI, 2013)

3.3.2.7 Critério de Parada

O Algoritmo Genético necessita de um critério de parada para que não permaneça em execução indefinidamente. Podem ser considerados vários critérios de parada, dentre eles, o número máximo de gerações, alcance de valor estabelecido para a FO, tempo computacional, diversidade da população, dentre outros (Reeves, 2003). A partir desta avaliação pode se decidir se a condição de parada foi satisfeita ou não.

Gerando as populações apenas de dois pais, pode fazer com que se perca os melhores cromossomas da última população, para evitar este processo utilizamos, o **elitismo** com frequência. Isto significa que pelo menos uma cópia sem alterações da melhor solução da geração é passada para a nova população, de forma que a melhor solução possa sobreviver às sucessivas gerações possibilitando uma evolução populacional adequada.

3.3.2.8 Pseudocódigo

O pseudocódigo do Algoritmo Genético, mostrado na Figura 9, descreve suas etapas. Após a inicialização da população e sua avaliação, são iniciadas as iterações até que o critério de parada seja satisfeito. Em cada iteração é feita a avaliação da FO de cada indivíduo e selecionados indivíduos pais para criar a próxima geração através de cruzamento e mutação, também sendo feita a avaliação da FO de cada novo indivíduo gerado. Ao final, resulta a melhor solução encontrada.

Figura 9 – Pseudocódigo do Algoritmo Genético

```

1. inicializar população P; // inicia população de indivíduos
2. avaliação(P) // avaliar aptidão dos indivíduos
3. repita // critério de parada
4. selecione uma subpopulação P'; // candidatos a pais da próx. geração
5. para i ← 1 até taxa de cruzamento faça // cruzamento
6. escolha S1, S2 ∈ P'; //seleção
7. filho ← cruzamento (S1, S2);
8. se f(S1) ≥ f(S2) então Saux ← S1; // Maximização
9. senão Saux ← S2;
10. se f(Saux) ≥ f(filho) então
11. filho substitui Saux em P;
12. fim_se;
13. fim_para;
14. para i ← 1 até taxa de mutação faça; // mutação
15. selecione um cromossomo Sj em P;
16. Sj ← mutação(Sj);
17. fim_para;
18 até que critério_parada seja satisfeito;

```

Fonte: Elaborado pelo autor

3.3.3 Algoritmo Memético

Os Algoritmos Meméticos (AMs) originaram-se no final de 1980, apesar de outros trabalhos de anos anteriores já apresentarem características semelhantes aos Meméticos, mas que foram classificados como Algoritmos Genéticos Híbridos (MOSCATO e COTTA, 2003). O termo “Algoritmo Memético” foi introduzido efetivamente em 1989 por Moscato, em seu trabalho: “On Evolution, Search, Optimization, Genetic Algorithms and Martial Arts ” (MOSCATO, 1989) baseado no conceito de meme, detalhado na seção 3.3.3.1

Moscato fez uma analogia dos Algoritmos Meméticos com as artes marciais, mais explicitamente com o Kung-fu chinês. Avaliações mostraram que as pessoas comuns tendem a lutar utilizando uma sequência de movimentos desordenados. Já os mestres de Kung-fu utilizam na luta movimentos que combinam simplicidade e efetividade. Também é conhecido que as artes marciais exploram a habilidade do cérebro humano de associar eventos sequenciais. Desta forma, o conhecimento é repassado através de um conjunto de sequências de movimentos, chamadas de formas. Como um cromossomo, a forma não é uma entidade indivisível, mas é composta por uma sequência de subunidades agressivas e defensivas que podem ser separadas, semelhante aos genes e alelos. Porém, os movimentos mais importantes são indivisíveis, e estes devem ser considerados memes (MOSCATO, 1989).

Os lutadores de Kung-fu podem avaliar sua função de aptidão ou *fitness* (seção 3.3.3.6) em relação à execução das formas, participando em competições e torneios. Desta forma as informações repassadas a cada nova geração são melhoradas, e não devem ser ensinadas somente aos mais qualificados (que tiverem a faixa preta). Este processo pode ser comparado ao processo de cruzamento nos AGs (seção 3.3.2.5), onde se seleciona os indivíduos com maior *fitness* para gerarem os novos indivíduos (MOSCATO, 1989).

Os Algoritmos Meméticos são inspirados em uma tentativa de imitar um processo de evolução cultural, enquanto os AGs são uma tentativa de emular a evolução biológica. Eles buscam um casamento entre uma busca global na população base e buscas locais heurísticas realizadas na vizinhança de cada um dos indivíduos (MOSCATO, 1989).

3.3.3.1 Memes

O termo Memético tem sua origem na palavra meme. Foi mencionado inicialmente por R. Dawkins (1976) para ser uma analogia ao gene, porém no contexto da evolução cultural. Ele a definiu como:

“Exemplos de memes são melodias, ideias, frases de efeito, modas de roupa, modos de fabricação de painéis ou de arcos de edifício. Da mesma maneira que genes se propagam na piscina de genes saltando de corpo em corpo por espermatozoides ou ovos, assim memes se propagam na piscina de memes saltando de cérebro em cérebro mediante um processo que, no sentido amplo da palavra, pode ser chamado de imitação” (DAWKINS, 1976).

A diferença entre gene e meme reside no processo de transmissão aos descendentes. Na transmissão do gene, seus descendentes herdam as habilidades e características dos seus progenitores. Já os memes são adaptados pelo indivíduo que o recebe baseados no seu conhecimento e buscando atender suas necessidades. Assim, os AGs emulam computacionalmente a evolução biológica e os Algoritmos Meméticos fazem o mesmo em relação à evolução cultural (CONCILIO, 2000).

Os processos dos Algoritmos Meméticos quando passam a incorporar algoritmos de aproximação, heurísticas, técnicas de busca local, etc. estão implementando a propriedade descrita acima em relação à transmissão dos memes, ou seja, alterando, processando e aumentando as características meméticas (MOSCATO, 2001).

Segundo Buriol (2000), outra característica que diferencia genes de memes tem relação ao momento da transmissão das informações. Para os genes seria através da criação de uma nova geração o momento da transmissão, porém para os memes a transmissão pode acontecer sem a necessidade da criação de uma nova geração. O Autor afirma também que a informação cultural poderia ser transmitida de um indivíduo para vários outros, ou mesmo para toda a população, sem a necessidade da criação de uma geração.

3.3.3.2 Algoritmo Memético genérico

A abordagem de um problema de otimização utilizando a representação através de Algoritmo Memético seguirá, em linhas gerais, as seguintes etapas, adaptadas de Moscato (1989):

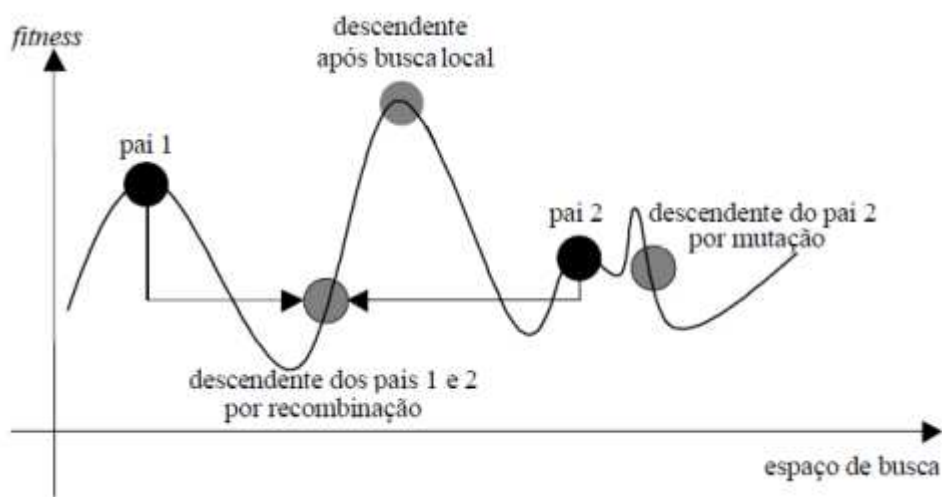
- **Etapa 1:** criar uma população inicial aleatoriamente ou conforme algum critério de inicialização, podendo ser aplicadas heurísticas para esta inicialização.
- **Etapa 2:** efetuar uma busca local para cada indivíduo com o objetivo de alcançar um ótimo local ou melhorar o indivíduo (conforme a função *fitness*), até um determinado nível;
- **Etapa 3:** após atingir determinado nível de desenvolvimento, o indivíduo interage com os demais membros da população. Esta interação pode ocorrer de duas formas:
 - **Competitiva:** onde ocorre entre indivíduos um desafio, estando os mesmos em locais distintos. Em determinados momentos um indivíduo pode tanto desafiar como ser desafiado, estando desta forma, envolvido em duas interações com seus vizinhos; a competição pode ser semelhante ao processo de seleção dos AGs;
 - **Cooperativa:** funciona análoga aos mecanismos de cruzamento dos AGs e recombinação para os Algoritmos Meméticos, ou de outras formas de reprodução, que resultam na criação de um novo indivíduo. Normalmente, a cooperação serve como uma troca de informações.
- **Critério de Parada:** a busca local (descrita na etapa 2), e cooperação/competição (descrita na etapa 3), executam iterativamente até que um critério de parada seja satisfeito. Frequentemente este critério de parada envolve uma medida de diversidade da população.

A ideia principal dos Algoritmos Meméticos reside em efetuar melhorias individuais nas soluções, a partir de cada um dos indivíduos, utilizando os processos de cooperação e competição populacional (MOSCATO e COTTA, 2003).

3.3.3.3 Operador de Busca Local

Conforme Buriol (2000), a transmissão de informações meméticas é feita com a introdução de um ou mais operadores de busca local. Desta forma, a inclusão de uma busca local em um Algoritmo Genético o torna um Algoritmo Memético. A existência de mais de um operador de busca local nos Algoritmos Meméticos faz com que eles possam ser executados com diferentes probabilidades, de maneira a não executarem da mesma forma em todas as gerações, ou ainda, de serem executados de forma igual em todas as gerações.

Figura 10 – Exemplo de operadores: recombinação busca local e mutação.



Fonte: (FREDRICH, 2010)

A busca pode estar restringindo os indivíduos em uma região do espaço de busca contendo um ótimo local (MERZ e FREISELEBEM, 1999), chamada base de atração do ótimo local. Pela utilização de informações existentes na população, podem ser descobertos novos pontos de partida após a busca local. Indivíduos que

estejam inseridos em bases de atração de ótimos locais ainda não identificados podem ser gerados através dos operadores de mutação (seção 3.3.2.6) e recombinação (seção 3.3.3.8) de forma que novos picos (maximização) ou vales (minimização) possam ser explorados. A Figura 10 ilustra esta situação para o caso da maximização, onde mostra que após a recombinação, o filho gerado pode incorporar um valor de *fitness* baixo, porém com um potencial de crescimento, e uma busca local induziria o descendente a assumir um valor de *fitness* alto. Já a mutação pode levar o valor de *fitness* a um pequeno decréscimo ou aumento, pois ela representa uma perturbação local junto à representação do indivíduo.

Antes de definir o algoritmo de busca, devem ser discutidas outras três entidades: a função guia, o espaço de busca e a relação de vizinhança. A chamada paisagem de aptidão (Seção 3.3.3.7) é formada pela união destas três entidades com uma instância do Problema (MOSCATO, 2001).

Para explicar cada uma das entidades citadas anteriormente, alguns conceitos devem ser conhecidos:

- P : um problema computacional de otimização;
- x : uma instância de P contendo um conjunto de dados de entrada candidatos, e uma sequência de tarefas algorítmicas;
- $sol(x)$: conjunto de soluções factíveis para P , dada a instância x , conhecido também como o conjunto de soluções válidas;
- $res(x)$: conjunto de respostas fornecido por um algoritmo que tenta solucionar o problema P , dada a instância x .

A busca local pode basear-se no operador de mutação conforme a definição de relação de vizinhança. Utilizar-se da mutação, conforme Moscato (2001), se revela um poderoso operador, pois apesar de sua simplicidade, o mesmo já obteve soluções de boa qualidade em muitos casos de problemas da classe NP-Difícil, porém existem pesquisas em andamento buscando formatar novos operadores para serem utilizados, agregados ao operador de mutação ou mesmo utilizados individualmente.

3.3.3.4 Espaço de Busca

A identificação do espaço de busca é feita pelo conjunto $S(x)$, onde todo elemento $s \in S(x)$ é uma configuração relacionada a um elemento do conjunto $res(x)$, através de uma função de crescimento chamada de g , assim $g: S(x) \rightarrow res(x)$. Entretanto, algumas destas configurações podem corresponder a soluções não factíveis, pois a relação é com o conjunto de respostas e não com o conjunto de soluções. Assim, o algoritmo de busca deve estar preparado para lidar com estes casos (MOSCATO, 2001).

Pelo menos um dos elementos de $S(x)$ deve ser considerado um elemento ótimo do conjunto de $sol(x)$, sendo capaz de maximizar ou minimizar a função do problema a ser otimizada. É uma propriedade necessária, em problemas de otimização, para $S(x)$ ser considerado um espaço de busca. Desta forma, o espaço de busca é a base sobre a qual o algoritmo de busca irá operar, movimentando-se no conjunto imagem de $res(x)$ (MOSCATO, 2001).

3.3.3.5 Relação de Vizinhança

A relação de acessibilidade entre as configurações do espaço de busca é feita através da relação de vizinhança. Ela é denotada através da função N , onde $N: S(x) \rightarrow 2^{S(x)}$, onde para cada $s \in S(x)$, haverá um conjunto $N(x,s)$ de configurações vizinhas de s . Assim $N(x, s)$ é denominado **vizinhança** e cada elemento $s' \in N(x,s)$ é chamado de **vizinho** de s (MOSCATO, 2001)

A vizinhança é referenciada, na maioria dos casos, como sendo um conjunto de possíveis movimentos, caracterizados como alterações de alguma parte de s , que definem as possíveis transições entre as configurações do espaço de busca. A escolha do tipo de movimento a ser utilizado, para provocar as mudanças em s , depende da representação escolhida e das características do problema. O operador de mutação é um exemplo de operador que pode ser utilizado para gerar estas mudanças (MOSCATO, 2001).

A característica, “ergodicidade” deve ser atendida em relação às transições, isto significa que qualquer $s \in S(x)$, através de sucessivas transições deve alcançar qualquer outra configuração $s' \in S(x)$. Esta característica garante que pelo menos uma solução ótima poderá ser alcançada a partir de qualquer outra inicial (MOSCATO, 2001).

3.3.3.6 Função Guia

A função guia é representada por $Fg : S(x) \rightarrow F$, onde os elementos do conjunto F representam os valores de *fitness*. Desta forma, cada configuração $s \in S(x)$ tem o seu valor de Fg associado para avaliar a qualidade da solução (MOSCATO, 2001).

A função guia e os valores de aptidão orientam o algoritmo de busca e, no caso de problemas de otimização, os valores de Fg e de *fitness* podem ser considerados equivalentes, porém isso não é obrigatório, e nem desejável para alguns outros tipos de problemas, podendo F ser associado a outros valores e não somente à função *fitness* (MOSCATO, 2001).

3.3.3.7 Paisagem de aptidão

O conceito de paisagem de aptidão requer o entendimento do conceito das três entidades descritas nas seções anteriores, e este conceito consiste da união dessas entidades com uma instância do problema e também com a definição de uma busca local.

Paisagem de aptidão pode ser definida como sendo um dígrafo ponderado, onde os vértices seriam as configurações do espaço de busca $S(x)$ e as arestas conectariam as configurações vizinhas. Nesta forma, os pesos das arestas representam a diferença entre as funções dos dois vértices conectados pela aresta e o vértice com maior valor de Fg daria o sentido da aresta para o vértice com menor valor de Fg (MOSCATO, 2001).

A partir destas premissas, a busca é definida como o processo de percorrer este grafo, baseado nas funções guias, e através dos pesos, até alcançar um vértice cujo valor da função guia seja melhor em relação a todos os outros valores dos seus vizinhos, sendo considerado um ótimo local (MOSCATO, 2001).

Desta forma, o algoritmo de busca local, inicia a partir de uma configuração atual $s0 \in S(x)$, e utiliza um processo iterativo, no qual a cada iteração verifica se a transição, baseada na vizinhança da configuração atual, conduz a outra configuração melhor. Se isto acontecer, no próximo passo, seria esta a nova configuração gerada; caso contrário mantém-se a configuração atual. Este processo iterativo é repetido até alcançar um critério de parada, como por exemplo, um número pré-determinado de iterações ou não ter obtido melhora nas últimas n iterações (MOSCATO, 2001).

A busca local, em relação aos algoritmos populacionais, pode ser mostrada não mais como visitas em um grafo, mas visitas em um hipergrafo¹, onde cada vértice representa a população, ou seja, um conjunto de configurações em $S(x)$. Os próximos vértices, ou novas populações a serem visitadas são estabelecidos conforme a composição das vizinhanças e dos mecanismos de movimentos, podendo utilizar o operador de mutação, já mencionado anteriormente, juntamente com o operador de recombinação (MOSCATO, 2001)

A etapa de busca local pode ocorrer em fase anterior, ou posterior, às de recombinação, mutação, seleção, ou também em ordem de combinação, com as buscas locais pertencendo a uma grande variedade de heurísticas, utilizando algoritmos aproximados ou exatos (KRASNOGOR e SMITH, 2005).

3.3.3.8 Recombinação

Os Algoritmos Meméticos utilizam os operadores de recombinação e mutação como estratégias de diversificação (MERZ e FREISELEBEM, 1999).

¹ Generalização do conceito de grafo, podendo ter mais de duas arestas para cada vértice

Os operadores de recombinação, operadores generalistas para execução dos movimentos, são resultado da utilização de algoritmos de busca baseados em populações. Este processo pode ser definido como um conjunto de “pais”, S_{pais} com n configurações. Este conjunto é manipulado de forma a criar um novo conjunto de “filhos”, $S_{fil} \in sol(x)$ de m novas configurações, sendo os filhos gerados a partir das características dos pais e sua combinação (MOSCATO, 2001).

Os operadores de recombinação compartilham, em sua maioria, de algumas propriedades (MOSCATO, 2001):

- **Respeito:** propriedade que demonstra o caráter explorador ou intensificador do operador. Ele é aderente a esta propriedade somente se gera descendentes que herdem todas as características básicas comuns aos seus pais;
- **Sortimento:** representa a diversificação do operador. Ele é um operador sortido somente se seus descendentes possuírem alguma combinação de características compatíveis com as presentes nos seus pais;
- **Transmissão:** propriedade detectada pela presença nos descendentes de características que pertençam a, no mínimo, um dos pais.

Operadores de recombinação transmitem aos descendentes as características dos pais mas também podem inserir características novas nos operadores híbridos ou eurísticos..

Os operadores de recombinação podem também ser classificados conforme sua forma de utilização de informações referentes à instância do problema (x) (MOSCATO, 2001):

- **Cegos:** são operadores que se caracterizam por não receber dados de entrada além do conjunto de S_{pais} , ou seja, não utilizam qualquer informação referente à instância do problema;
- **Híbridos ou Heurísticos:** são operadores que utilizam informações referentes à instância do problema para orientação na geração de descendentes. Estas informações podem ser adicionadas em dois

momentos: quando ocorre a seleção de quais características dos pais serão repassadas às próximas gerações, ou na seleção de características não herdadas dos pais a serem incluídas nos descendentes.

Conforme Moscato (2001), os operadores de recombinação heurísticos geram melhores soluções em relação aos operadores cegos, entretanto eles requerem um custo computacional maior em sua execução.

3.3.3.9 Projeto de um Algoritmo Memético

Da mesma forma que um Algoritmo Genético, um Algoritmo Memético mantém sempre uma população com diversas soluções para o problema. Cada elemento da população é chamado de agente, equivalente aos indivíduos nos Algoritmos Genéticos. A relação entre estes agentes ocorre através de competição e cooperação. Em cada novo relacionamento ocorre à aplicação de competições (seleção e busca local) e cooperações (recombinação) entre os agentes, ocasionando a modificação da população, e criando uma nova geração. Quando ocorre a perda de diversidade na população, detectada pela convergência prematura da população, o que pode conduzir ao desperdício de um grande número de gerações explorando uma mesma região do espaço de busca, é utilizado o procedimento epidemia. Ele tem a finalidade de evitar que a população permaneça em regiões de ótimo local.

Figura 11 – Algoritmo da Função Algoritmo Memético

Algorithm 1 Algoritmo da Função *AM*.

Função *AM*(*tamanhoPopulacao*: \mathbb{N} , *opr*: *Operador*[])**variáveis***pop*: *Agente*[];**início***pop* \leftarrow *iniciarPopulacao*(*tamanhoPopulacao*);**enquanto** *terminaCritérioAM*() **faça** *pop* \leftarrow *criarGeracao*(*pop*, *opr*); **se** *convergePrematura*(*pop*) **então** *pop* \leftarrow *reiniciarPopulacao*(*pop*); **fim se****fim enquanto****retorne** *melhor*(*pop*);**fim**

Fonte: (FREDRICH, 2010)

No Algoritmo da

Figura 11, vamos iniciar a descrição dos passos genéricos para a construção de um Algoritmo Memético, conforme descrito por Moscato e Cotta (2003).

A primeira etapa de um Algoritmo Memético efetua a geração da população, que pode ser feita de várias formas, dentre elas: aleatoriamente, através da utilização de heurísticas ou aplicando-se uma busca local, que pode ser observada na Figura 12, onde é gerado um agente de maneira aleatória inicialmente e posteriormente aplicada uma busca local sobre o mesmo.

Figura 12 – Algoritmo da função Iniciar População

Algorithm 2 Algoritmo da Função *iniciarPopulacao*.

Função *iniciarPopulacao*(*tamanhoPopulacao*:N)
variáveis
pop: Agente[];
agente: Agente;
j: N;
início
para *j* ← 1 **até** *tamanhoPopulacao* **faça**
 agente ← *agenteAleatorio*();
 pop[*j*] ← *buscaLocal*(*agente*);
fim para
retorne *pop*;
fim

Fonte: (FREDRICH, 2010)

No algoritmo da Figura 13 é feita uma tentativa de, a partir de um agente base, encontrar-se um agente melhor aplicando, até um critério de parada, um operador que melhore o valor da função guia. Normalmente, o operador aplicado é o de mutação, e a substituição do agente atual só ocorre se o novo agente gerado pela mutação tiver um valor da função guia melhor.

Figura 13 – Algoritmo da função busca local

Algorithm 3 Algoritmo da Função *buscaLocal*.

Função *buscaLocal* (*atual*: Agente, *op*: Operador)
variáveis
novo: Agente;
início
enquanto *terminaCritérioLocal*() **faça**
 novo ← *aplicar*(*atual*, *op*);
 se *Fg*(*novo*) **melhor** *Fg*(*atual*) **então**
 atual ← *novo*;
 fim se
fim enquanto
retorne *atual*;
fim

Fonte: (FREDRICH, 2010)

Após esta etapa, o Algoritmo Memético cria uma nova geração e verifica se ocorreu uma convergência para então reiniciar a população, esta etapa é repetida até que um critério de parada seja alcançado.

No algoritmo da Figura 14 está representada a criação de uma nova geração, que tem início na seleção, dentre a população, dos agentes pais chamados de “criadores”. Após esta seleção, é feita a recombinação de suas características (função “reproduzir”) para criação de novos agentes, e ao final é realizada a atualização da população (MOSCATO e COTTA, 2003). Segundo Moscato e Cotta (2003), é pela seleção e atualização que acontece a competição entre os agentes, onde a seleção elege, através da função guia *Fg*, os melhores agentes na população e a atualização limita o tamanho da população, eliminando alguns agentes para permitir a entrada de outros novos. Os critérios para essa eliminação dependem da estratégia escolhida, na qual a função guia pode ser utilizada.

Figura 14 – Algoritmo da função criar geração

Algorithm 4 Algoritmo da Função *criarGeracao*.

Função *criarGeracao* (*pop*: Agente[], *opr*: Operador[])

variáveis

criadores, *novaPop*: Agente[];

início

criadores ← *selecionar*(*pop*);

novaPop ← *reproduzir*(*criadores*, *opr*);

pop ← *atualizar*(*pop*, *novaPop*);

retorne *pop*;

fim

Fonte: (FREDRICH, 2010)

Existem duas formas de atualização da população segundo Moscato (2001): a estratégia “*plus*”, onde a população é gerada a partir dos melhores agentes resultantes da união da população atual com a nova após a reprodução, e a estratégia “*comma*”, onde os melhores agentes são selecionados apenas da nova população.

O Algoritmo, mostrado na Figura 15, ilustra a reprodução com a aplicação de um número variado de operadores, ela é responsável pela criação de novos agentes. Nesta fase, é aplicada a recombinação que caracteriza a cooperação entre

os agentes, processo considerado o núcleo do Algoritmo Memético (MOSCATO e COTTA, 2003).

Figura 15 – Algoritmo da função reproduzir

Algorithm 5 Algoritmo da Função *reproduzir*.

Função *reproduzir* (*pop*: Agente[], *opr*: Operador[])

variáveis

buf: Agente[][];

j, *numOp*: \mathbb{N} ;

início

numOp \leftarrow *loprl*;

buf[0] \leftarrow *pop*;

para *j* \leftarrow 1 **até** *numOp* **faça**

buf[*j*] \leftarrow *aplicarOperador*(*opr*[*j*], *buf*[*j*-1]);

fim para

retorne *buf*[*numOp*];

fim

Fonte: (FREDRICH, 2010)

Moscato (2001) indica que para a reprodução os AGs utilizam apenas dois operadores: o cruzamento, e logo após a mutação, mas em casos onde é utilizado um operador heurístico de cruzamento, eventualmente, pode ser melhor aplicar a mutação antes do cruzamento. Os Algoritmos Meméticos normalmente fazem uso de quatro operadores, inserindo duas buscas locais no processo; da seguinte forma: recombinação, busca local, mutação e busca local novamente. A inclusão de buscas locais, após cada operador minimiza o impacto de eventual problema causado pela ordem entre a mutação e o cruzamento.

A verificação da ocorrência de convergência é efetuada inspecionando-se todos os elementos da população, e constatada no caso de haver grande similaridade entre eles, indicando uma convergência prematura para um mínimo local do espaço de busca, o que dificulta a exploração de outras regiões Moscato e Cotta (2003).indicam que uma forma para se quantificar a convergência é utilizar medidas de diversidade de informação na população, como a entropia de Shannon (FIRSKOWSKI, 2002) e para verificar a convergência com certo grau de confiança Moscato (2001) indica também a utilização de metodologias probabilísticas.

Em caso de detectada a convergência prematura da população, esta deve ser reiniciada, pois a similaridade entre os agentes dificulta a exploração de outras regiões do espaço de soluções. Dentre as várias formas de reiniciar a população, a mais utilizada é a estratégia de manter um percentual da população atual e complementar o restante com novos agentes, conforme o Algoritmo demonstra na Figura 16.

Figura 16 – Algoritmo da Função reiniciar população

Algorithm 6 Algoritmo da Função *reiniciarPopulacao*.

Função *reiniciarPopulacao* (*pop*: Agente[])
variáveis
novaPop: Agente[];
j, *cons*, *tamPop*, *porcentagemConservar*: N;
início
tamPop \leftarrow |*pop*|;
cons \leftarrow *tamPop* * *porcentagemConservar*;
para *j* \leftarrow 1 **até** *cons* **faça**
 novaPop[*j*] \leftarrow *melhor*(*pop*);
fim para
para *j* \leftarrow (*cons* + 1) **até** *tamPop* **faça**
 novaPop[*j*] \leftarrow *agenteAleatorio*();
 novaPop[*j*] \leftarrow *buscaLocal*(*novaPop*[*j*]);
fim para
retorne *novaPop*;
fim

Fonte: (FREDRICH, 2010)

A reinicialização da população também pode ser efetuada com a utilização de um operador de mutação “forte”² (MOSCATO, 2001) com o objetivo de explorar posições distantes da posição atual do espaço de busca.

Alguns cuidados devem ser observados em relação à adoção destas duas estratégias de reinicialização: na primeira, precaver-se para que a população que permaneceu não “domine” os novos agentes criados. Uma estratégia é diminuir a chance de se escolher agentes que permaneceram quando da seleção para a recombinação. Na segunda estratégia, deve-se ter o cuidado ao criar um operador de mutação forte, ele deve ser ponderado em relação à força para distribuir as

² Que insere muitas características novas ao agente

informações presentes na população atual, mas não tanto, pois pode levar a população, em poucas iterações, a uma nova convergência.

Concluimos a definição do funcionamento dos Algoritmos Meméticos de forma a ressaltar que cabe ao projetista do Algoritmo Memético a escolha dos operadores de seleção, mutação e recombinação, dentre outras estratégias envolvidas. Estas escolhas devem levar em consideração a formulação do problema, podendo ser utilizados operadores e estratégias conhecidas ou optar por desenvolver novas estratégias e operadores específicos para o problema.

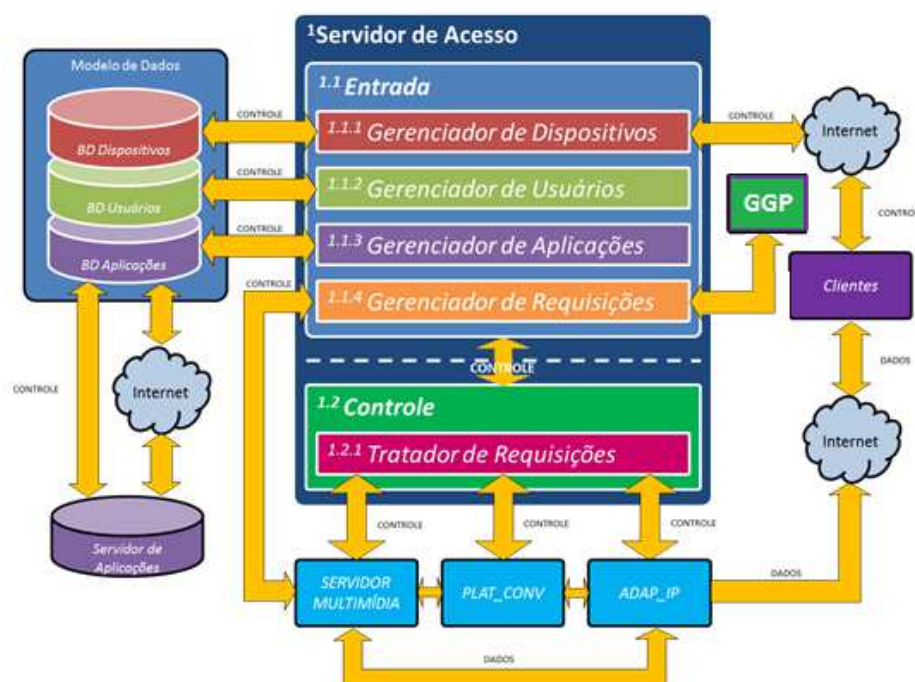
4 Modelo Proposto

Este capítulo apresenta a arquitetura proposta para o protótipo de software desenvolvido. Serão abordados: a visão geral da arquitetura do protótipo, sua inserção no Projeto DIGICONV, a formulação do problema com suas restrições, e o modelo do protótipo com suas estruturas e forma de funcionamento. Será explanada também a abordagem efetuada para a solução do problema, a representação da solução e a sua formulação matemática.

4.1 Contextualização no Projeto DIGICONV

O protótipo de software proposto neste trabalho, denominado Gerador de Grade de Programação (GGP), foi desenvolvido visando sua implementação futura no Projeto DIGICONV. O protótipo proposto (GGP) está inserido no módulo do servidor de acesso no projeto DIGICONV, conforme a Figura 17. Sua função é gerar a grade de programação de intervenções comerciais. A sua interação se dará com o Gerenciador de Requisições que é um módulo do Projeto DIGICONV descrito na seção 2.2. O Gerenciador de Requisições é o componente responsável por administrar as solicitações de demandas de conteúdo do Projeto.

Figura 17 – Arquitetura do Servidor de Acesso (Projeto DIGICONV)



Fonte : Adaptado de (GÓMEZ, GLUZ, *et al.*, 2011)

4.1.1 O Servidor de Acesso

O Servidor de Acesso, mostrado na Figura 17, está dividido em dois grandes módulos: o módulo de entrada, responsável pelo gerenciamento das conexões e o módulo de controle, que efetua a gerência interna dos submódulos que compõem o servidor de acesso.

O módulo de entrada é composto de quatro submódulos, que são:

- **Gerenciador de Dispositivos:** responsável pelo recebimento das conexões dos dispositivos clientes, efetuando a autenticação da conexão e criação das sessões de uso;

- **Gerenciador de Usuários:** responsável pela identificação do usuário e do dispositivo, bem como, recuperação e persistência de suas informações;
- **Gerenciador de Aplicações:** responsável por prover aos clientes a programação de conteúdos requisitada;
- **Gerenciador de requisições:** responsável por gerar as requisições para o bloco de controle com informações específicas para a transmissão. Esta operação é efetuada baseada no conteúdo armazenado no servidor multimídia e nas informações dos demais gerenciadores, conforme a Figura 17.

O Bloco de Controle tem a função de receber, analisar e processar as requisições oriundas do Gerenciador de Requisições, monitorando os fluxos de dados e de controle e parametrizar as interfaces dos módulos internos da Plataforma.

4.2 Formulação do problema

Esta seção apresenta a formulação do problema, abordando a sua definição, a representação da solução, a dinâmica da arquitetura do modelo, suas estruturas, a abordagem da solução e sua formulação matemática.

4.2.1 Definição do Problema

O Problema de Geração de Grade de Programação foi abordado como um problema do tipo *timetable*, conforme descrito na seção 3.2. Ele consiste em programar as intervenções comerciais, dentro da linha de tempo, da grade de programação de uma emissora de Televisão. Estas intervenções comerciais são

feitas alocando, em cada intervenção, um grupo de comerciais mais adaptados aos requisitos propostos. Estes requisitos consideram o horário do dia, o tempo da intervenção e o tempo de cada comercial, o gênero da programação em exibição no momento, o público alvo a ser atingido e a banda utilizada pelo servidor de saída.

A programação desta grade deve atender o conjunto de restrições descrito na seção 4.2.4.4, respeitando as limitações dos recursos disponíveis, representadas por estas restrições.

Uma matriz *timetable* do problema proposto, representada de forma análoga à Tabela 1 e referenciada por Concilio (2000), é apresentada na Tabela 2. As linhas representam os dias da semana, as colunas os horários de intervenções comerciais programados e as células os grupos de comerciais alocados de acordo com as restrições do problema.

Tabela 2 – Representação da solução de Grade de Comerciais

	02:00	02:20	02:40	03:00	03:20	03:40	04:00
Seg	g1	g5	g8	g4	g10	g2	g3
Ter	g6	g8	g2	g3	g5	g6	g1
Qua	g5	g7	g8	g4	g10	g3	g5
Qui	g5	g8	g9	g2	g3	g2	g1
Sex	g4	g6	g8	g2	g8	g4	g3
Sab	g3	g5	g6	g1	g8	g2	g8
Dom	g2	g6	g8	g9	g2	g3	g2

Fonte: Elaborada pelo Autor

O problema de geração de grade de programação pode ser representado pelos seguintes itens:

- **Telespectadores:** Eles representam as pessoas que assistem aos conteúdos de programação da emissora (grade televisiva), possuindo características que agrupadas formam os grupos de usuários;
- **Conteúdos:** Os conteúdos representam a programação principal em exibição pela emissora em determinado horário e pode ser classificada de acordo com seu gênero de programação conforme a Tabela 5;

- **Comerciais:** O comercial deve obedecer ao horário de sua classificação indicativa e ele tem o objetivo de atingir determinado grupo de usuários. O anunciante pode ponderar, de acordo com a natureza de seu anúncio, o interesse na veiculação de duas formas: de acordo com a adequação do comercial em relação ao perfil de usuário, conforme sua faixa etária (vide Tabela 6) e de acordo com o gênero de programação da grade de programação (vide Tabela 5);
- **Horários:** Os horários definem a medida na linha de tempo da grade de programação e indicam quando cada intervenção comercial é exibida e também quando cada segmento do conteúdo é exibido;
- **Grupo de Usuários:** Um grupo de usuários representa um perfil de clientes que assistem à grade televisiva e compartilham afinidades em relação a suas preferências. Estas preferências são ponderadas por gênero da programação e faixa etária;
- **Gêneros:** Representam uma classificação para os conteúdos exibidos pela emissora de acordo com seu tipo, sendo feita conforme mostrado na Tabela 5;
- **Grupos de comerciais:** Os comerciais são agrupados para serem exibidos em grupos a cada intervalo de tempo. Este grupo possui uma limitação restrita ao tempo de intervenção e possuem um ou mais horários os quais serão inseridos na grade de programação obedecendo às restrições (seção 4.2.4.4) impostas pelo problema e interesse dos grupos de usuários;
- **Períodos:** os períodos definem nos horários da linha de tempo da grade de programação os momentos em que cada grupo de intervenções comerciais e segmento do conteúdo devem ser exibidos;

- **Linha de tempo da TV (*timeline*):** A linha de tempo representa o intervalo de horários a ser programado, com horário inicial e horário final. Ela é dividida em períodos nos quais são exibidos grupos de comerciais e conteúdos da programação a cada intervalo de tempo.

Na representação utilizada, uma *intervenção* é representada na forma de alocação de um grupo de comerciais que será exibido em uma determinada data e horário, atingindo um determinado público alvo e ocupando uma largura de banda do servidor.

Os tamanhos das intervenções e da duração da *timeline* devem ser pré-definidos. Da mesma forma, os comerciais candidatos a serem exibidos, suas quantidades de exibição, restrição de censura, e taxa de penetração desejada também são dados de entrada do problema. O valor agregado a cada comercial e valores específicos do custo de cada faixa horária são previamente determinados pela emissora, já as taxas de penetração da *timeline* da grade de programação, relativas a perfis de usuário e gênero são obtidas através de dados históricos da programação.

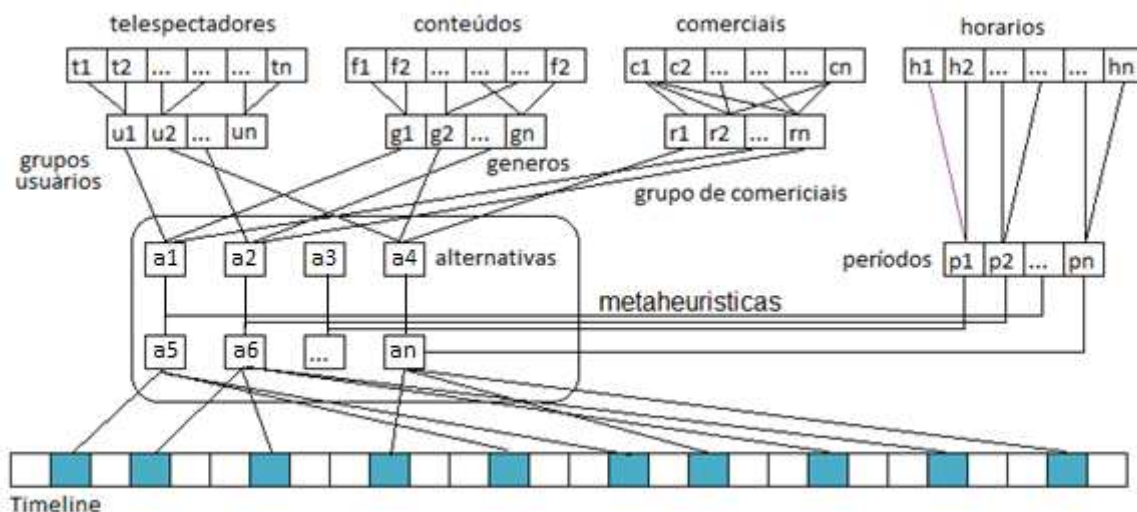
Os itens referentes à definição do problema podem ser observados com maior detalhamento na representação gráfica do Modelo da dinâmica do Problema apresentado na Figura 18.

O problema proposto foi abordado utilizando as metaheurísticas Algoritmo Genético (seção 3.3.2) e Busca Tabu (seção 3.3.1) de forma híbrida, incorporando os conceitos de Algoritmos Meméticos (seção 3.3.3).

4.2.2 Dinâmica da Arquitetura do Modelo.

Esta seção tem como objetivo explicar o funcionamento do Modelo da dinâmica do Problema concebido na elaboração do protótipo que foi implementado. Esta dinâmica abrange os conceitos descritos a seguir e detalhados na Figura 18.

Figura 18 – Modelo da Dinâmica do Problema



Fonte : elaborada pelo autor

A dinâmica do problema considera uma linha de tempo a ser programada, mostrada na Figura 18 como *timeline*, separado por intervalos de tempo de dois tipos: intervalos de programação e intervalos de intervenções comerciais. O Protótipo atua nas intervenções comerciais a partir de um conjunto de comerciais candidatos a serem exibidos nas intervenções da linha de tempo. O objetivo é compatibilizar estes comerciais e agrupá-los nas intervenções da linha de tempo de acordo com o horário da exibição, o perfil do grupo de usuários do horário e adequar este conjunto ao gênero de programação em exibição neste mesmo horário. Os critérios para esta otimização bem como as suas restrições estão descritas na seção 4.2.

4.2.3 Estruturas do modelo

Para o embasamento do trabalho são utilizadas tabelas auxiliares que definem aspectos relativos à parametrização e configuração do problema de pesquisa. São elas:

- **Tabela de Classificação indicativa** (Tabela 3): esta tabela define as classificações indicativas de acordo com a faixa etária do público, conforme legislação Brasileira regida por uma portaria do Ministério da Justiça (MINISTÉRIO DA JUSTIÇA, 2007);

Tabela 3 – Tabela das Classificações Indicativas

ER	ESPECIALMENTE RECOMENDADO PARA CRIANÇAS E ADOLESCENTES
L	LIVRE PARA TODOS OS PÚBLICOS
10	NÃO RECOMENDADO PARA MENORES DE 10 ANOS
12	NÃO RECOMENDADO PARA MENORES DE 12 ANOS
14	NÃO RECOMENDADO PARA MENORES DE 14 ANOS
16	NÃO RECOMENDADO PARA MENORES DE 16 ANOS
18	NÃO RECOMENDADO PARA MENORES DE 18 ANOS

Fonte: (MINISTÉRIO DA JUSTIÇA, 2007)

- **Tabela de Horários por Classificação indicativa** (Tabela 4): tabela baseada na legislação de classificação indicativa que define o horário de exibição de um conteúdo ou comercial de acordo com a faixa etária do público, conforme legislação Brasileira regida por uma portaria do Ministério da Justiça (MINISTÉRIO DA JUSTIÇA, 2007);

Tabela 4 – Horários por Classificação Indicativa

Horário	HH	Idade	Classificação Indicativa
00:00 a 00:00	0	0	Livre
00:00 a 00:00	0	10	Não recomendado para menores de 10 Anos
00:00 a 00:00	0	12	Não recomendado para menores de 12 Anos
20:00 a 06:00	20	14	Não recomendado para menores de 14 Anos
21:00 a 06:00	21	16	Não recomendado para menores de 16 Anos
22:00 a 06:00	22	18	Não recomendado para menores de 18 Anos

Fonte: Elaborado pelo Autor a partir da fonte (MINISTÉRIO DA JUSTIÇA, 2007)

- **Tabela de Gêneros de Programação** (Tabela 5): define a classificação dos conteúdos de programação da TV pelo seu gênero. O critério utilizado foi baseado no trabalho de Torres (2010);

Tabela 5 – Tabela de Gêneros

Cód.	Sigla	Gênero
1	NV	Novela
2	TJ	Telejornal
3	PI	Programação Infantil
4	FI	Filmes
5	AU	Auditório
6	VR	Variedades
7	ES	Esportes
8	ED	Educacional
9	HU	Humorísticos

Fonte: Adaptado de Torres (2010)

- **Tabela de Perfis de Usuário** (Tabela 6): esta tabela classifica o público da televisão brasileira utilizando o critério de gênero e faixa etária. A classificação adotada foi baseada na pesquisa de Torres (2010);

Tabela 6 – Tabela de Perfis de Usuários

Cód.	Sigla	Perfil de Usuário
1	MJ	Masculino Jovem
2	FJ	Feminino Jovem
3	MA	Masculino Adulto
4	FA	Feminino Adulto
5	MM	Masculino Maduro
6	FM	Feminino Maduro
7	M5	Masculino maiores de 55 anos
8	F5	Feminino maiores de 55 anos

Fonte : Adaptada de Torres (2010)

- **Tabela de Formatos de Vídeo** (Tabela 7): esta tabela classifica os vídeos dos comerciais conforme sua qualidade de exibição. O critério utilizado é aderente aos padrões utilizados no Projeto DIGICONV (seção 2.2);

Tabela 7 – Formatos dos Vídeos

Cod.	Sigla	Formatos dos Vídeos
1	HD	HD - High Definition
2	P1	P1 - Parametrizável 1
3	SD	SD - Standard Definition
4	P2	P2 - Parametrizável 2
5	LD	LD - Low Definition

Fonte : elaborada pelo autor

- **Tabela de Pontuações por Gênero e Categoria** (Tabela 8): esta tabela define, de forma ponderada para o panorama da TV Digital Brasileira, as pontuações relativas ao cruzamento dos perfis de usuários de acordo com os gêneros de programação. As informações são baseadas na pesquisa efetuada por Torres (2010).

Tabela 8 – Pontuações Balanceadas por Categorização de Usuários

	Novelas	Telejornais	Programação Infantil	Filmes	Audatório	Variedades	Esportes	Humorísticos	Notícias Online	Esportes Online	Relacionamento	Compras	E-mail	Educativa	Home-Banking
Masculino Jovem	12,5	29,17	8,33	16,67	8,33	8,33	8,33	8,33	16,67	8,33	8,33	8,33	41,67	25	8,33
Feminino Jovem	19,07	21,19	21,19	12,71	8,47	12,71	10,59	16,95	21,19	14,83	31,78	10,59	25,42	21,19	19,07
Masculino Adulto	16,07	28,57	14,73	16,07	10,71	11,16	18,30	16,52	33,48	21,43	19,20	13,39	35,71	20,09	19,20
Feminino Adulto	21,78	27,46	15,15	17,05	12,31	13,26	13,26	12,31	30,3	8,52	20,83	10,42	40,72	14,2	16,1
Masculino Maduro	16,95	35,31	12,01	19,77	12,01	12,01	19,77	14,12	32,49	17,66	16,24	12,01	36,72	19,77	21,19
Feminino Maduro	16,41	25,78	17,97	17,19	10,94	10,16	14,06	13,28	21,88	10,94	17,97	11,72	37,5	25,78	15,63
Masculino 55+	22,26	30,82	13,7	32,53	13,7	11,99	29,11	11,99	22,26	11,99	10,27	11,99	25,68	18,84	11,99
Feminino 55+	29,17	27,78	9,72	36,11	11,11	25,00	12,50	12,50	20,83	9,72	8,33	8,33	25,00	15,28	8,33

Fonte: (TORRES, 2010)

- **Tabela de preços por inserção (Tabela 9):** esta tabela define os preços por inserção de comerciais na grade de programação por dia da semana e horário, em intervalos de 15 segundos e o gênero de programação em exibição no horário. Fonte (TV RIOSUL, 2013).

Tabela 9 – Tabela de Preços de inserção

Dia	Hora	Gênero	15"
2ª/6ª	06:00	Telejornal	46,00
2ª/6ª	06:30	Telejornal	87,50
2ª/6ª	07:30	Telejornal	162,50
2ª/6ª	08:30	Variedades	152,50
2ª/6ª	10:00	Educacional	152,50
2ª/6ª	10:40	Auditório	315,50
2ª/Sáb.	12:15	Telejornal	355,00
2ª/Sáb.	12:50	Esporte	703,50
2ª/Sáb.	13:20	Telejornal	666,75
2ª/6ª	13:50	Variedades	306,00
2ª/6ª	14:45	Novela	323,50
2ª/6ª	15:55	Filme	202,50
2ª/6ª	17:55	Novela	648,00
2ª/Sáb.	18:25	Novela	978,00
2ª/Sáb.	19:15	Telejornal	1.386,75
2ª/Sáb.	19:30	Novela	1.398,75
2ª/Sáb.	20:30	Telejornal	2174,66-
2ª/Sáb.	21:10	Novela	2.328,75
2ª F	22:25	Filme	972,75
3ª F	23:10	Variedades	918,75
3ª F	23:55	Variedades	588,00
5ª F	00:05	Variedades	543,00
2ª/6ª	00:20	Telejornal	360,75
2ª/6ª	00:50	Auditório	183,50
2ª F	02:25	Filme	74,00

Fonte: Elaborado pelo Autor

O problema aborda a linha de tempo da emissora a ser programada como sendo uma *timeline*. Os horários, na Figura 18, representam os horários onde serão inseridos os períodos de intervenção com a programação de comerciais e possuem alguns atributos comuns à grade de programação. As informações relativas a estes horários são os parâmetros da *timeline* necessários ao problema e descritos a seguir:

- Horário de início:
 - Define a hora prevista para iniciar a programação;
- Tempo de abrangência da *timeline*:
 - Define em horas minutos e segundos o tempo de duração da grade de programação gerada;
- Tempo de intervalo entre as intervenções comerciais:
 - Define o tempo de conteúdo de programação exibido antes da veiculação de cada intervenção comercial;
- Tempo de duração das intervenções comerciais:
 - Define o tempo do grupo de comerciais a serem veiculados naquela grade de programação;
- Fator de tempo dos comerciais:
 - Define o fator múltiplo de tempo de duração de cada comercial;
- Banda do Servidor:
 - Define a capacidade de largura de banda máxima do servidor em MB/s.

Com base nestas informações, é gerada uma *timeline* auxiliar onde estarão os horários programados das intervenções comerciais a serem veiculadas na grade.

Cada horário da *timeline* auxiliar, representado na Figura 18 pelos períodos, identifica o espaço de tempo onde serão inseridas as intervenções, e para cada um deles é fornecido o seguinte grupo de informações:

- Identificador da intervenção:
 - Identificador único de cada intervenção na *timeline* da grade de programação;

- Classificação indicativa do Horário:
 - Define a classificação indicativa do horário para exibição de conteúdos ou comerciais restritos de acordo com a faixa etária (conforme a Tabela 3);
- Valor do Horário:
 - Define o valor cobrado pela emissora relativo a um fator de tempo do comercial para aquele horário de intervenção conforme Tabela 9;
- Adequação por gênero de conteúdo:
 - Define para cada gênero de conteúdo (conforme Tabela 5) uma taxa de adequação para sua exibição em relação ao horário da *timeline*;
- Adequação por perfil de usuário:
 - Define para cada perfil de usuário (conforme Tabela 6) uma taxa de adequação em relação ao horário de exibição da *timeline*;
- Quantidade de usuários por qualidade de vídeo:
 - Identifica a quantidade histórica de usuários conectados em cada formato de vídeo (ver Tabela 7) naquele horário.

O modelo é composto também por uma **tabela de comerciais**, representada pelos comerciais na Figura 18, que elenca todos os comerciais candidatos a compor os grupos de comerciais a serem vinculados nos períodos da *timeline* para exibição.

No modelo, cada comercial possui os seguintes atributos:

- Tempo de duração ao comercial:
 - Define o tempo de duração do comercial em segundos e este tempo deve ser múltiplo do fator de tempo dos comerciais, definido nos parâmetros da *timeline*;
- Valor Agregado do Comercial:
 - Valor que representa a taxa agregada de lucro daquele comercial para a empresa emissora em relação aos seus custos de produção e políticas de comercialização;

- Tabela de Adequação por gênero de conteúdo:
 - Define no comercial uma taxa de adequação para cada gênero de conteúdo (conforme Tabela 5). Esta taxa indica a aderência daquele comercial aos vários gêneros de conteúdo da grade de programação;
- Tabela de Adequação por perfil de usuário:
 - Define para cada comercial uma taxa de adequação de acordo com o perfil do usuário (conforme Tabela 6). O valor indica a aderência do comercial em relação aos perfis de usuário;
- Tabela de *Bitrate* por qualidade do vídeo:
 - Define para cada qualidade de vídeo do comercial (conforme Tabela 7) o seu *bitrate* para avaliação da banda utilizada no servidor;
- Classificação indicativa do Comercial:
 - Define a classificação indicativa do comercial para sua exibição dentro da faixa de horário permitida de acordo com a faixa etária (conforme a Tabela 3);
- Número de exibições:
 - Define o número de exibições que aquele comercial deve ter dentro da *timeline* em todas as intervenções agendadas.

4.2.4 Formulação matemática

Com o objetivo de unificar as informações apresentadas até o momento, a seguir é apresentada a notação utilizada. e a formulação matemática para o problema proposto com as suas restrições.

4.2.4.1 Notação

A notação utilizada em relação a constantes, variáveis, vetores, conjuntos e matrizes da Formulação matemática, bem como as restrições, obedecem as definições a seguir com seus significados:

- TS taxa de utilização do servidor de saída: indica o percentual de alocação da banda do servidor de saída. Visa beneficiar o usuário em relação a sua qualidade de recepção do conteúdo;
- TP taxa de penetração: indica o percentual de adequação da programação em relação aos perfis de usuário e gêneros exibidos nas faixas de horários da *timeline*. Visa beneficiar o cliente que vincula o comercial em relação ao público alvo desejado na vinculação;
- TV taxa de valor agregado: indica o percentual desejado de retorno de valor para a emissora em relação aos valores de cada comercial e ao valor de cada faixa de horário. Visa beneficiar a margem de lucro da emissora na grade de programação;
- B: capacidade total de banda do servidor de saída, informada no formato de Megabytes/segundo com um valor $B \in \mathbb{N}^*$;

- $C = \{1, \dots, d\}$ conjunto de comerciais com elementos $c \in \mathbb{N} \mid 1 \leq c \leq d$;
- $G = \{1, \dots, f\}$ conjunto de grupos de comerciais com elementos $g \in \mathbb{N}^* \mid 1 \leq g \leq f$;
- $I = \{1, \dots, y\}$ conjunto de intervenções com elementos $i \in \mathbb{N}^* \mid 1 \leq g \leq y$;
- $P = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8\}$ conjunto de perfis de usuários com elementos p que referenciam o conteúdo da coluna Cod da Tabela 6;
- $K = \{0, 20, 21, 22\}$ conjunto de classificações indicativas com elementos k identificados conforme os valores da coluna HH da Tabela 4;
- $H = \{1, \dots, m\}$ conjunto de horários da *timeline* de programação com elementos $h \in \mathbb{N}^* \mid 1 \leq h \leq m$;
- $Q = \{hd, p1, ld, p2, sd\}$ conjunto de qualidade de vídeo com elementos q identificados pela coluna Sigla da Tabela 7;
- $CV_c = \{1, \dots, u\}$ vetor de comerciais (c) que define o valor agregado de cada comercial. Possui elementos $v \in \mathbb{N}^* \mid 1 \leq v \leq u$;
- $HV_h = \{1, \dots, k\}$ vetor de horários (h) da *timeline* que define o valor de exibição de 15 segundos de programação naquele horário. Possui elementos $s \in \mathbb{R}^* \mid 1 \leq s \leq k$;

- $CE_c = \{1, \dots, l\}$

vetor de comerciais (c) que define o número de exposições dele na *timeline* com elementos $e \in \mathbb{N} \mid 1 \leq e \leq l$;
- $IK_i = \{0, 20, 21, 22\}$

vetor de intervenções (i) que define, para cada intervenção, de acordo com seu horário de exibição na *timeline*, a classificação indicativa deste horário, seus elementos são representados por $m \in K$ e identificados conforme os valores da coluna HH da Tabela 4;
- $CC_c = \{0, 20, 21, 22\}$

vetor de comerciais (c) que define a classificação indicativa de cada comercial e seus elementos são representados por $m \in K$ e identificados conforme os valores da coluna HH da Tabela 4;
- $IH_i = (n \mid n \in H)$

vetor de intervenções (i) que define, para cada intervenção, o horários (h) de exibição do grupos de comerciais associados a *timeline*. Possui elementos $n \in H$;
- $IG_i = (o \mid o \in G)$

vetor de intervenções comerciais (i) que define, para cada intervenção, o grupo de comerciais (g) previsto para exibição. Possui com elementos $o \in G$;
- $HP_{hp} = (a \mid 0 \leq a \leq 1)$

matriz de horários da *timeline* (h) e perfis de usuário (p) com elementos a onde $0 \leq a \leq 1$. O elemento a representa a taxa de adequação do perfil de usuário (p) para o horário (h) da *timeline*;

- $CA_{cp} = (z \mid 0 \leq z \leq 1)$

matriz comerciais (c) e perfis de usuário (p) com elementos z onde $0 \leq z \leq 1$. O elemento z representa a taxa de adequação do perfil de usuário (p) para o comercial (c);
- $GC_{gc} = \{0,1\}$

matriz de grupos de comerciais(g) e comerciais(c) que define quais comerciais serão exibidos em cada grupo de comerciais (g), os conteúdos são indicados pelos valores 1 indicando que o comercial pertence àquele grupo e 0 caso contrário. C com comerciais $c \in C$ e grupos de comerciais $g \in G$;
- $HU_{hq} = \{0, \dots f\}$

matriz de horários da *timeline* (h) e qualidade de vídeos (q) que define a quantidade prevista de usuários conectados para cada horário, e para cada qualidade de vídeo. Possui elementos $b \in \mathbb{N} \mid 1 \leq b \leq f$;
- $QU_{hq} = \{0, \dots g\}$

matriz de horários das intervenções da *timeline* (h) e qualidade de vídeos (q) que define, para cada intervenção a quantidade de usuários conectados por qualidade de vídeo. Possui elementos $u \in \mathbb{N} \mid 1 \leq u \leq g$;
- $CQ_{cq} = \{0, \dots t\}$:

matriz de comerciais (c) e qualidades de vídeo (q) que define o *bitrate* utilizado para cada configuração. Possui elementos $v \in \mathbb{N} \mid 1 \leq v \leq t$;

- $BC_{cq} = \{0, \dots, y\}$

matriz dos comerciais (c) presentes nos grupos de comerciais (g) das intervenções presentes na *timeline*. A matriz tem elementos $w \in \mathbb{N} \mid 1 \leq w \leq y$ que definem para cada qualidade (q) do comercial seu *bitrate*;

4.2.4.2 Função Objetivo

A Função objetivo do problema, que permite a avaliação das soluções geradas pelo Algoritmo Memético, é apresentada a seguir e considera as seguintes variáveis de decisão:

TS: taxa de utilização do servidor de saída: indica o percentual de alocação da banda do servidor de saída. Visa beneficiar o usuário em relação a sua qualidade de recepção do conteúdo.

TP: taxa de penetração: indica o percentual de adequação da programação em relação aos perfis de usuário e gêneros exibidos nas faixas de horários da *timeline*. Visa beneficiar o cliente da emissora que vincula o comercial em relação ao público alvo desejado na vinculação.

TV: taxa de valor agregado: indica o percentual de retorno de valor para a emissora em relação aos valores de cada comercial e ao valor de cada faixa de horário. Visa beneficiar a margem de lucro da emissora na grade de programação.

Os parâmetros α_1 , α_2 , α_3 são pesos pré-definidos das variáveis de decisão **TS**, **TP** e **TV**, respectivamente, que foram calibrados nos experimentos realizados para viabilizar uma solução não tendenciosa.

A Função Objetivo (FO) completa é representada pela equação (4.1) descrita a seguir:

$$\begin{aligned}
 \text{Maximizar } FO = & \alpha 1. \left(\sum_{q \in Q} \sum_{c \in C} \sum_{g \in G} \sum_{h \in H} X_{cghq} \cdot CQ_{cq} \cdot HU_{hq} \right) + \\
 & + \alpha 2. \left(\sum_{c \in C} \sum_{g \in G} \sum_{p \in P} \sum_{h \in H} X_{cgh} \cdot CA_{cp} \cdot HP_{hp} \right) + \\
 & + \alpha 3. \left(\sum_{c \in C} \sum_{g \in G} \sum_{h \in H} X_{cgh} \cdot CV_c \cdot HV_h \right)
 \end{aligned} \tag{4.1}$$

A função objetivo do problema pode ser descrita, segmentada nas variáveis de decisão envolvidas, conforme mostra a fórmula (4.2) e as notações descritas na seção 4.2.4.1.

$$\boxed{\text{Maximizar } FO = \alpha 1.TS + \alpha 2.TP + \alpha 3.TV} \tag{4.2}$$

sujeita às restrições definidas na seção 4.2.4.4

4.2.4.3 Avaliação das Variáveis de decisão

As fórmulas a seguir definem como foi efetuada a avaliação das variáveis de decisão envolvidas na composição da FO do problema. A notação utilizada segue o padrão descrito na seção 4.2.4.1.

Avaliação da Taxa de Penetração (TP)

$$\boxed{TP = \sum_{c \in C} \sum_{g \in G} \sum_{p \in P} \sum_{h \in H} x_{cgh} \cdot CA_{cp} \cdot HP_{hp}} \tag{4.3}$$

Avaliação do Valor Agregado (TV)

$$TV = \left(\sum_{c \in C} \sum_{g \in G} \sum_{h \in H} x_{cgh} \cdot CV_c \cdot HV_h \right) \quad (4.4)$$

Avaliação da Banda no servidor de saída (TS)

$$TS = \sum_{q \in Q} \sum_{c \in C} \sum_{g \in G} \sum_{h \in H} x_{cghq} \cdot CQ_{cq} \cdot HU_{hq} \quad (4.5)$$

4.2.4.4 Restrições do problema

A seguir serão apresentadas as definições das restrições empregadas no problema e aplicadas ao protótipo desenvolvido bem como suas formulações matemáticas.

Restrição de quantidade

Esta restrição da equação (4.6) determina que os comerciais devam ser exibidos no máximo um número determinado de vezes na *timeline* de programação, pois além deste número de exibições a emissora não tem cobertura de contrato comercial com o anunciante.

A fórmula a seguir define que para todas as intervenções (*i*) da *timeline* de programação, e para todos os Grupos de comerciais (*g*) destas intervenções, e para todos os comerciais (*c*) pertencentes a cada grupo, a soma do número de ocorrências do comercial (x_{igc}) deve ser menor que o número de exibições previsto em contrato do comercial, presente no vetor que define este parâmetro (CE_c)

$$\sum_{i \in I} \sum_{g \in G} \sum_{c \in C} x_{igc} \leq CE_c \quad \forall c \in C: \quad (4.6)$$

Restrição de única exibição do comercial no Grupo de Comerciais

A restrição da equação (4.7) determina que cada comercial dever ser exibido apenas uma única vez em cada grupo de comerciais, estando ou não inserido em uma exibição na *timeline*, pois esta prática não é interessante comercialmente.

A fórmula define que para todos os grupos de comerciais (G) e para todos os comerciais destes Grupos (C) a ocorrência de cada comercial no grupo, indicado pela matriz GC_{gc} , deve ser única ou nula.

$$\sum_{g \in G} \sum_{c \in C} GC_{gc} \leq 1 \quad , \quad \forall c \in C \quad \forall g \in G: \quad (4.7)$$

Restrição de Disponibilidade

A restrição da equação (4.8) determina que se o Comercial não está disponível para um determinado horário, nenhuma intervenção com grupo de comerciais contendo este comercial pode ser agendada nesse período. Da mesma forma, existem horários que determinados comerciais não podem ser agendados, por exemplo, em função da classificação indicativa.

A restrição é traduzida na fórmula indicando que para cada uma das intervenções (i) da *timeline* de programação, e para todos os comerciais (c) vinculados a ela, deve ser verificada se a classificação indicativa do comercial (CC_c) é adequada ao horário da intervenção em que ele está sendo exibido (IK_i)

$$\sum_{i \in I} \sum_{c \in C} CC_c \leq IK_i \quad , \quad \forall i \in I, \quad \forall c / GC = 1: \quad (4.8)$$

Restrição de Banda de Transmissão

A restrição da equação (4.11) limita, a partir do número médio histórico de usuários no horário e o *bitrate* das intervenções comerciais programadas, para cada qualidade de vídeo, a largura de banda ocupada na transmissão naquele momento. Ela não pode exceder ao percentual da capacidade do servidor definida como limite de banda.

Esta restrição, apresentada na equação (4.11), esta decomposta, para facilitar o entendimento, nas fórmulas (4.9) e (4.10) da seguinte forma:

$$QU_{hq} = \sum_{i \in I} \sum_{j \in i} \sum_{h=j} \sum_{q \in H} HU_{hq}, \forall i \in I, \forall j \in IH, \forall h \in HU, \forall q \in Q \quad (4.9)$$

Para obtenção de QU, da equação (4.9), são avaliadas todas as intervenções (i), e para todos os horários destas intervenções (IH_i), é localizado o mesmo horário (h=j) na matriz de quantidades de usuários por horário (HU_h), e para aquele horário estão definidas as quantidades de usuários por qualidade de vídeo (HU_{hq}).

$$BC_{cq} = \sum_{i \in I} \sum_{l \in i} \sum_{c \in l} \sum_{q \in C} CQ_{cq}, \forall i \in I, \forall l \in IG, \forall c \in CQ, \forall q \in Q: \quad (4.10)$$

BC, da equação (4.10) representa, para todos os comerciais (c) vinculados a um Grupo de Comerciais de uma intervenção, o *bitrate* de cada qualidade de vídeo q. Na fórmula são verificadas todas as intervenções (I), para cada intervenção é verificado o seu grupo de comerciais (IG_i) e, para todos os comerciais deste grupo (c ∈ I) todos os *bitrates* de cada um dos comerciais (CL_{cq}).

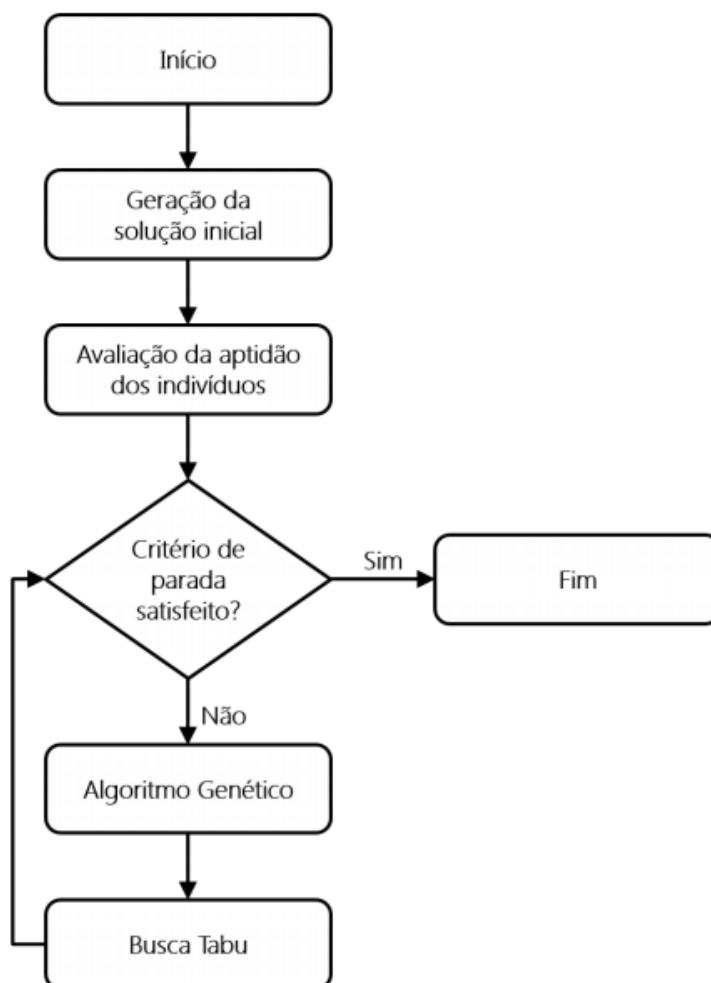
$$QU_{hq} \cdot BC_{cg} \leq B \cdot ts \quad \forall h \in QU ; \forall c \in BC ; \forall q \in Q: \quad (4.11)$$

A restrição, apresentada na fórmula (4.11) indica que o *bitrate* de cada qualidade de vídeo q , para cada comercial c , definido em BC_{cq} , multiplicado pelas quantidades de usuário de cada qualidade q no horário h da intervenção, definidos em HU_{hq} devem ser menores ou iguais à largura de banda disponível, representada pela banda total disponível no servidor (B) multiplicado pelo percentual de utilização desejado (ts).

4.2.5 Arquitetura do Algoritmo Memético

Nesta seção será abordada a forma como foi estruturado o Algoritmo Memético proposto para o protótipo com a utilização das metaheurísticas Algoritmo Genético e Busca Tabu.

Figura 19 – Fluxograma do Algoritmo Memético proposto



Fonte : (NESI, 2014)

A

Figura 19 apresenta a arquitetura do Algoritmo Memético proposto na forma de um fluxograma, onde inicialmente é gerada uma população inicial de forma aleatória e avaliada a aptidão de seus indivíduos. Na segunda etapa é avaliado o critério de parada do algoritmo que encerra a execução do mesmo quando atingido. Na etapa seguinte, inicia-se o processo do Algoritmo Genético (AG) que coordena a busca no espaço de soluções com o objetivo de encontrar regiões mais promissoras. Após a atuação do Algoritmo Genético, são encaminhadas para o algoritmo Busca Tabu (BT) os 10% melhores indivíduos encontrados até então pelo AG para refinar as soluções e melhora-las ainda mais. Após este processo, é novamente avaliado o critério de parada, que retoma o ciclo caso não tenha sido satisfeito. Esta abordagem permite ao Algoritmo Genético, com suas estratégias, a partir da manutenção de algumas características da região do espaço e inserção de novas, explorar novas regiões ainda não atingidas na busca.

4.2.5.1 Aplicação do Algoritmo Genético

A etapa do Algoritmo Genético trabalha a partir de uma população inicial composta de 100 indivíduos (cromossomos) vindos do módulo de geração da solução inicial ou do módulo de Busca Tabu, conforme mostrado na Figura 19.

. A partir desta população inicial, o Algoritmo Genético utiliza como função de *fitness* a avaliação das taxas TS (taxa de utilização do servidor de saída), TP (taxa de penetração) e TV (taxa de valor agregado), definidas na seção 4.2.4, para avaliar o grau de aptidão de cada indivíduo da população, sendo, neste caso, quanto maior o valor da Função Objetivo, melhor a aptidão, ou qualidade da solução encontrada, caracterizando um problema de maximização.

O cromossomo é representado como o conjunto de grupos de comercias a serem exibidos na *timeline* de programação e em qual intervenção da *timeline* ele está inserido.

Cada um dos cromossomos será representado na solução a partir dos seguintes atributos principais:

- Tabela de comerciais da solução,
- Tabela de intervenções associadas a cada comercial,
- Valor de *fitness* do cromossomo,

A Tabela 10 representa, como exemplo, a estrutura de dados de um cromossomo utilizado no protótipo, os indicadores 1,2,..n na linha ‘intervenção’ representam as intervenções comerciais, os itens hhmms na linha ‘início’ representam os horários previstos para as intervenções e a linha ‘comercial’ com os indicadores c_{ij} representam os comerciais a serem exibidos.

Tabela 10 – Representação do Cromossomo

intervenção	1				2				3	4			...	
Início	Hhmms				hhmms				hhmms	hhmms			...	
Comercial	c_{23}	c_{45}	c_{53}	c_{67}	c_{56}	c_{45}	c_{85}	c_{78}	c_{86}	c_{43}	c_{34}	c_{45}	c_{90}	...

Fonte: Elaborada pelo Autor

O cromossomo está ligado a uma estrutura chamada *timeline* auxiliar (descrita na seção 4.2.3) que define, para todo o contexto do problema, e para toda a população, os parâmetros genéricos da *timeline*, como tempo de cada intervenção e seu horário.

O módulo de seleção do AG opera com a **seleção por torneio**, pois segundo WICKERT (2012) a vantagem deste método é propiciar indivíduos menos aptos cruzarem-se com indivíduos mais aptos, levando o algoritmo a áreas inexploradas e ao longo das gerações melhorar o valor da Função Objetivo.

O módulo de cruzamento do AG (seção 3.3.2.5) utiliza para os experimentos as taxas descritas no Capítulo 5 e fazendo uso do cruzamento de um ponto (**point crossover**), que consiste na escolha arbitrária de uma posição x chamada de posição de cruzamento, onde trocando as cadeias parciais nos indivíduos selecionados são gerados novos indivíduos na população.

A operação de mutação do algoritmo utiliza uma codificação de mutação por troca (swap mutation) onde dois conjuntos de genes do cromossomo são escolhidos

aleatoriamente e trocados entre si dentro dos parâmetros da taxa de mutação conforme mostrado na Figura 20 com os grupos de genes a e b.

Figura 20 – Exemplo de Mutação

intervenção	1				2				3		4			...	
Início	hhmmss				hhmmss				hhmmss		hhmmss			...	
comercial	C ₂₃	C ₄₅	C ₅₃	C ₆₇	C ₅₆	C ₄₅	C ₈₅	C ₇₈	C ₈₆	C ₄₃	C ₃₄	C ₄₅	C ₉₀	...	
	a								b					

intervenção	1		2			3				4			...	
Início	hhmmss		hhmmss			hhmmss				hhmmss			...	
comercial	C ₈₆	C ₄₃	C ₃₄	C ₄₅	C ₉₀	C ₂₃	C ₄₅	C ₅₃	C ₆₇	C ₅₆	C ₄₅	C ₈₅	C ₇₈	...
	b					a							

Fonte: Elaborada pelo Autor

O critério de parada do Algoritmo Genético obedece a execução de 200 gerações sem a evolução do *fitness* da melhor solução, definida para os experimentos realizados.

4.2.5.2 Aplicação da Busca Tabu

A Busca Tabu (BT) operou sobre 10 % das melhores soluções geradas em cada execução do Algoritmo Genético a fim de gerar um conjunto de soluções viáveis. A BT utiliza como função objetivo a equação apresentada na seção 4.2.4. Para cada uma das soluções do AG fornecidas a Busca Tabu gerou um conjunto de soluções viáveis.

O módulo de geração de vizinhança da BT inicia com a criação de um número específico de vizinhos (conforme descrito na seção 5.4.1.2), por meio de substituição aleatória de uma posição da solução, sendo que na posição sorteada é gerada uma nova solução aleatória viável. Destes vizinhos gerados o melhor passa a ser a solução atual e a partir do qual são gerados novos vizinhos. Esta forma de geração de vizinhança agrega à BT características de diversificação da população que foram objetos de avaliação na análise dos experimentos.

A BT utiliza uma Lista Tabu, representada no problema por uma tabela que armazena os identificadores (Ids) únicos definidos para cada elemento da população. Eles representam os movimentos, ou soluções, completas, ou seja, todos os valores das variáveis de decisão que compõem uma mesma solução, fazendo com que essas soluções sejam consideradas um movimento tabu.

O módulo que contém o critério de aspiração da BT prevê a aceitação de um movimento, mesmo que na lista de movimentos Tabu, caso ele melhore a função Objetivo Global. O Critério de parada adotado pela BT é o NBmax, que quando atingido cessa a execução da BT e repassa o controle de execução para o AG, enviando a ele o conjunto das 10 melhores soluções encontradas. Os parâmetros de NBmax utilizados estão descritos na seção 5.4.1 Planejamento dos experimentos.

4.2.5.3 Algoritmo Memético

A integração das Metaheurística BT e AG desenvolvidas neste trabalho como estratégia de solução do problema incorporou a elas os conceitos de Algoritmos Meméticos descritos na seção 3.3.3. Nas etapas previstas (conforme a Figura 19) estão: a criação de uma população inicial, feita aleatoriamente, a avaliação da aptidão de cada um dos indivíduos criados e a passagem desta população para o Algoritmo Genético que aplica a Busca Global, de acordo com a sua parametrização e critério de parada definido na seção 4.2.5.1. Posteriormente é feita a aplicação de uma busca local com o objetivo de alcançar um ótimo local, feita pela Busca Tabu para 10% das melhores soluções que resultam na criação de novos indivíduos. O algoritmo transmite as características genéticas sem implicar na necessidade da criação de uma nova geração.

O critério de parada de execução do Algoritmo Memético foi a união dos critérios de AG e BT, ou seja: após execução de 200 gerações sem melhora no AG, e a transferência do controle para a Busca Tabu que processa a população até o atingimento do NBmax definido, atingindo também seu critério de parada. É feita uma avaliação e caso a melhor solução não evolua após estas duas condições durante 100 interações das duas metaheurísticas o algoritmo é encerrado.

4.2.6 Representação da solução

O conjunto de intervenções comerciais programadas por uma solução é representado por uma matriz binária. Esta matriz representa os horários de ocorrência de cada comercial, quando alocadas em um determinado grupo de comerciais. A representação da matriz foi feita da seguinte forma, sejam:

- $C = \{1, \dots, d\}$ conjunto de comerciais com elementos $c \in \mathbb{N} \mid 1 \leq c \leq d$;
- $G = \{1, \dots, f\}$ conjunto de grupos de comerciais com elementos $g \in \mathbb{N} \mid 1 \leq g \leq f$;
- $H = \{1, \dots, m\}$ conjunto de horários da grade de programação televisiva com elementos $h \in \mathbb{N} \mid 1 \leq h \leq m$.

Neste contexto, a solução é dada pela matriz

$$X_{cgh}$$

onde $X_{cgh} = 1$ indica que o comercial c está vinculado ao grupo de comerciais g e será exibido no horário h , caso contrário $X_{cgh} = 0$, indicando que não há nenhuma alocação.

5 Validação e Experimentos

Nesta seção serão descritos os processos utilizados para a validação do modelo proposto e os resultados obtidos, bem como o produto resultante dos experimentos realizados utilizando o protótipo do modelo.

O protótipo proposto neste trabalho foi elaborado de acordo com o modelo descrito no capítulo 4 e o desenvolvimento, implementação e execução dos experimentos da aplicação efetuada dentro das seguintes condições tecnológicas:

- linguagem de programação C++ ,
- framework Microsoft Visual Studio 2013,
- Sistema Operacional Windows 7 Ultimate 64 bits
- Computador DELL INSPIRON N5010
 - Processador INTEL Core I5 – CPU M460 2.53 GHz
 - Memória RAM de 4 GB

Os experimentos realizados e relatados neste trabalho representam uma média de 100 repetições para cada um, respeitando o Teorema do Limite Central e a Lei dos Grandes Números.

5.1 Experimento de Calibração

O experimento de calibração, necessária para o ajuste do modelo proposto no protótipo, foi realizado com a parametrização descrita na Tabela 11 baseada nos experimentos apresentados na literatura (WICKERT, 2012).

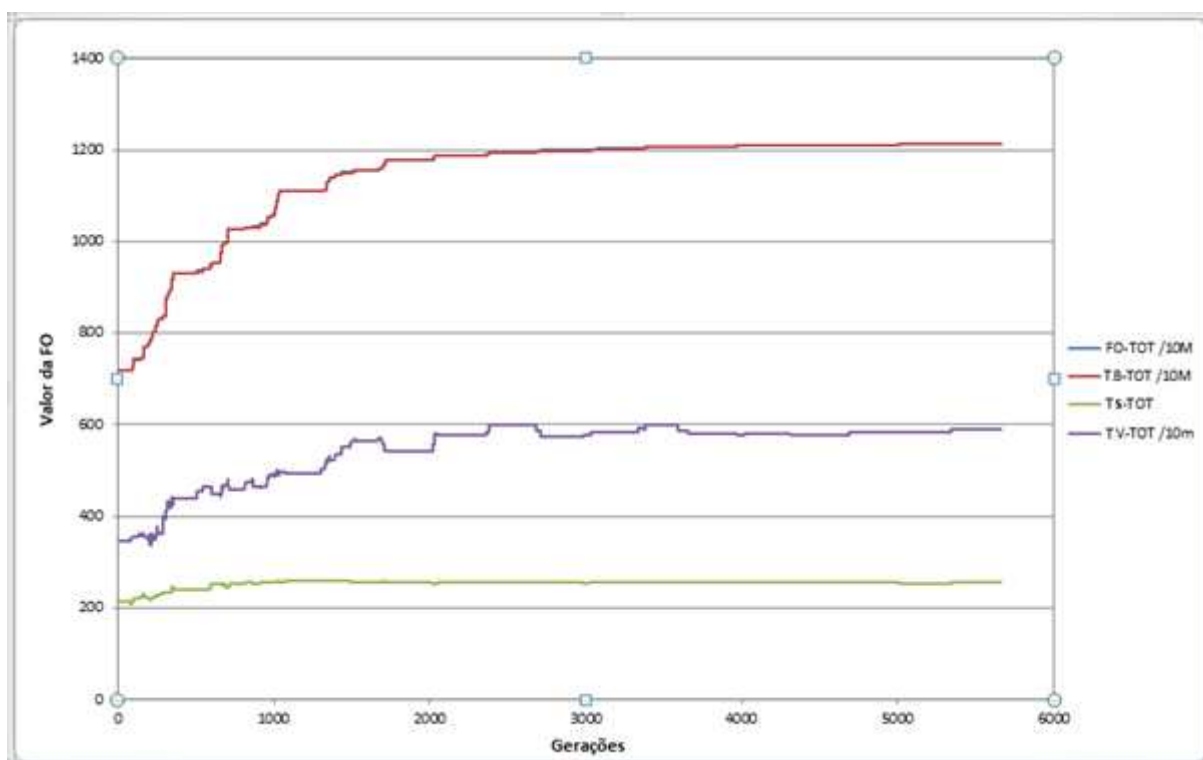
Tabela 11 – Parâmetros da Calibração

Algoritmo Genético				Busca Tabu			
Tamanho População	Quantidade Gerações	Taxas		População Memética	Tamanho		NBMax
		Cruzamento	Mutação		Vizinhança	Lista Tabu	
100	250	75	25	10	100	50	20

Fonte: Elaborada pelo Autor

O primeiro experimento realizado utilizando o Algoritmo Memético do protótipo teve como objetivo observar o comportamento das variáveis. Como podemos observar na Figura 21 a variável TS (Largura de Banda do Servidor) domina a Função Objetivo, sendo suas curvas no gráfico quase idênticas, enquanto as variáveis TP (Taxa de Penetração) e TV (Valor Agregado) tem comportamentos variados.

Figura 21 – Comportamento Primal do Protótipo



Fonte: Elaborado pelo Autor

A Figura 21 mostra o comportamento primal das variáveis de decisão sem nenhuma calibração na execução do protótipo. Ela constata a diferença na

proporção das grandezas destas variáveis, onde a Taxa de Penetração (TP) tem a menor grandeza. Representada na escala original, a variável Largura de Bandado Servidor (TS) apresentou a maior grandeza, tendo na escala do gráfico, junto com a Função objetivo (FO) uma divisão por dez milhões para facilitar a representação e a variável Valor adicionado (TV) com uma grandeza média entre as duas outras tendo na escala do gráfico uma divisão por dez mil com o mesmo objetivo. Esta predominância de grandezas, sem a devida calibração, ocasiona comportamentos como o mostrado no gráfico, onde a tendência de variáveis de decisão de grandeza menor serem relegadas e outra, de grandeza maior, seja beneficiada na solução.

Visando minimizar a dominância de uma variável de decisão em relação as outras, foram avaliados os resultados deste experimento e feita a normalização da Função Objetivo através das equações a seguir (5.1, 5.2 e 5.3). Este experimento tem como objetivo equacionar as contribuições de cada uma das variáveis de decisão no resultado final da Função Objetivo de forma que elas contribuam de forma equânime no resultado.

$$\alpha 1 = \frac{FO}{TS} \quad (5.1)$$

$$\alpha 2 = \frac{FO}{TP} \quad (5.2)$$

$$\alpha 3 = \frac{FO}{TV} \quad (5.3)$$

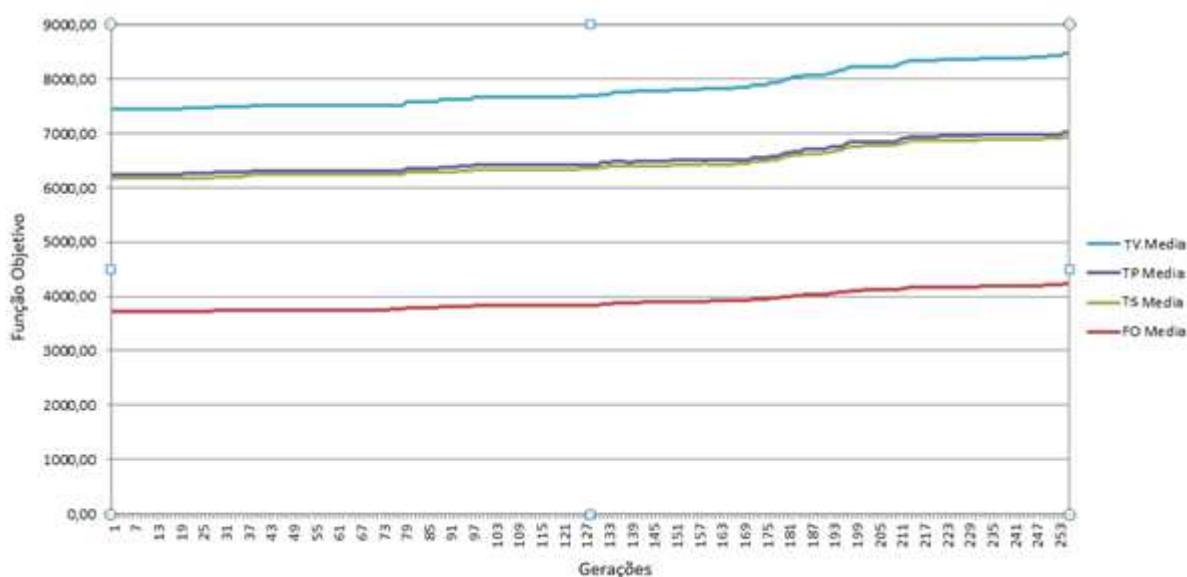
Tabela 12 – Normalização do Modelo

FO	12.131.687.295,17		
TS	12.125.800.000,00	1,000485518	$\alpha 1$
TP	255,17	47544107,57	$\alpha 2$
TV	5.887.040,00	2060,744839	$\alpha 3$

Fonte: Elaborada pelo Autor

Após a calibragem, efetuada conforme os parâmetros da Tabela 12, e a nova execução do experimento foi obtido um resultado para os pesos α_1 , α_2 e α_3 , descritos na Tabela 12.

Figura 22 – Comportamento Calibrado do Protótipo



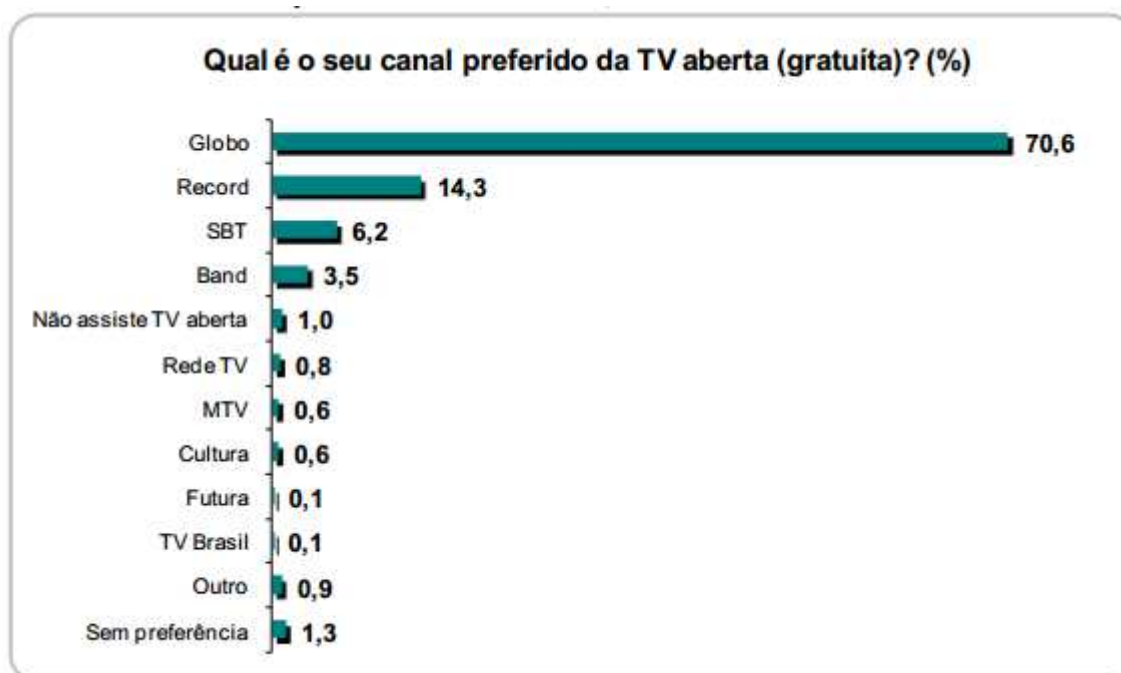
Fonte: Elaborado pelo Autor

Após a calibragem das variáveis de decisão e uma nova execução do experimento estas apresentaram um comportamento equilibrado, conforme pode ser observado na Figura 22, onde as escalas de grandeza são mais próximas e o comportamento de cada variável segue uma tendência mais equilibrada.

5.2 Geração do programa de testes

Os principais insumos para utilização no programa de testes que irá validar o modelo foram colhidos a partir de informações vinculadas à TV Globo devido a sua representatividade perante a audiência da TV Brasileira conforme demonstrado na Figura 23.

Figura 23 – Preferências de Emissoras de Televisão Nacionais



Fonte : (META PESQUISA DE OPINIÃO, 2010)

Parte dos insumos, como os tempos médios de programação, de intervenção e dos comerciais, para o experimento de validação foram obtidos a partir da gravação e posterior observação e avaliação de um conteúdo real de programação de televisão. Esta observação foi efetuada durante um período de 03:00 no dia 13 de março de 2014 a partir das 16:30, sendo o objeto dela a programação referente ao Canal da TV Globo São Paulo. Esta programação pode ser visualizada detalhadamente no Apêndice 1 deste trabalho.

As ponderações relacionadas aos atributos de audiência da *timeline* de programação da emissora foram obtidas através de uma discretização aplicada aos valores de intervenções comerciais da TV RioSul (afiliada da rede Globo), conforme a Tabela 9, para estimativa do número de usuários conectados em cada faixa de horário. Considera-se nesta lógica que os valores mais altos de intervenções comerciais concentram-se nos horários de maior audiência e vice-versa, ou seja, existe uma proporcionalidade na relação de valor cobrado pela emissora e audiência.

As ponderações relativas à preferência por Gêneros, dentro de cada faixa de horário da *timeline*, foram obtidas através da aplicação das ponderações por gênero e perfil de usuário descritas no trabalho de Torres (2010), na distribuição de números de usuários por faixa de horário obtida na estimativa anterior.

Em relação aos **gêneros de programação**, utilizados na abordagem do problema, foi necessário o enquadramento dos mesmos para sua unificação. A grade de programação da TV Riosul, afiliada da Rede Globo, mostrada na Tabela 9, foi ajustada de acordo com o trabalho de Torres (2010). Nesta operação foram excluídos os gêneros de relacionamento, compras, e-mail e home banking, que não são contemplados na Grade de Programação considerada, e agrupados os gêneros telejornal com notícias on-line e esportes com esportes on-line visando agrupar as duas fontes de informação.

Os **perfis de Usuário** considerados foram os destacados no trabalho de Torres (2010) e mostrados na Tabela 6.

A **tabela de comerciais** foi gerada de forma aleatória preservando as características aderentes à grade de programação tradicional, detectadas na programação da rede Globo observada.

As demais tabelas utilizadas estão descritas na representação da estrutura do modelo (seção 4.2.3) com suas devidas referências.

5.3 Validação do protótipo

A validação do modelo foi realizada com base em um experimento que simulou uma situação real de programação, baseada nas informações obtidas na observação de um canal de televisão descritas na seção 5.2. Não foram localizados trabalhos científicos que contemplassem a utilização de metaheurísticas na programação de grades comerciais de televisão.

Os tempos médios de exibição de conteúdo e de comerciais levantados durante a observação são mostrados na Tabela 13, e foram utilizados nos experimentos.

Tabela 13 – Tempos médios da observação

tipo programação	Tempo	
	total	media
conteúdo	02:17:55	00:11:30
comerciais	00:40:35	00:03:23
total	2:58:30	

Fonte: Elaborada pelo Autor

Esta observação resultou também na classificação da programação, e dos comerciais, exibidos, conforme seu gênero (Tabela 5) e a ponderação dos mesmos em relação ao seu público alvo (Tabela 6).

A partir destas observações e da ponderação da programação e dos comerciais exibidos, foi codificado um cromossomo (indivíduo) com as características da programação observada. e o mesmo foi submetido à avaliação pela função de *fitness* do protótipo proposto. Nesta avaliação, foi considerado um peso único e fixo para a variável de decisão TS (Taxa do Servidor), pois esta não se aplicava ao experimento de validação.

Após esta avaliação, foram efetuadas alterações no protótipo para a adequação do mesmo às características do problema de validação com a utilização dos mesmos critérios utilizados na avaliação do *fitness* da *timeline* observada. Feitos estes ajustes, foi executado o protótipo com as parametrizações definidas na Tabela 11 e os pesos definidos na Tabela 12, utilizando o modelo já normalizado e a partir de uma solução inicial gerada aleatoriamente.

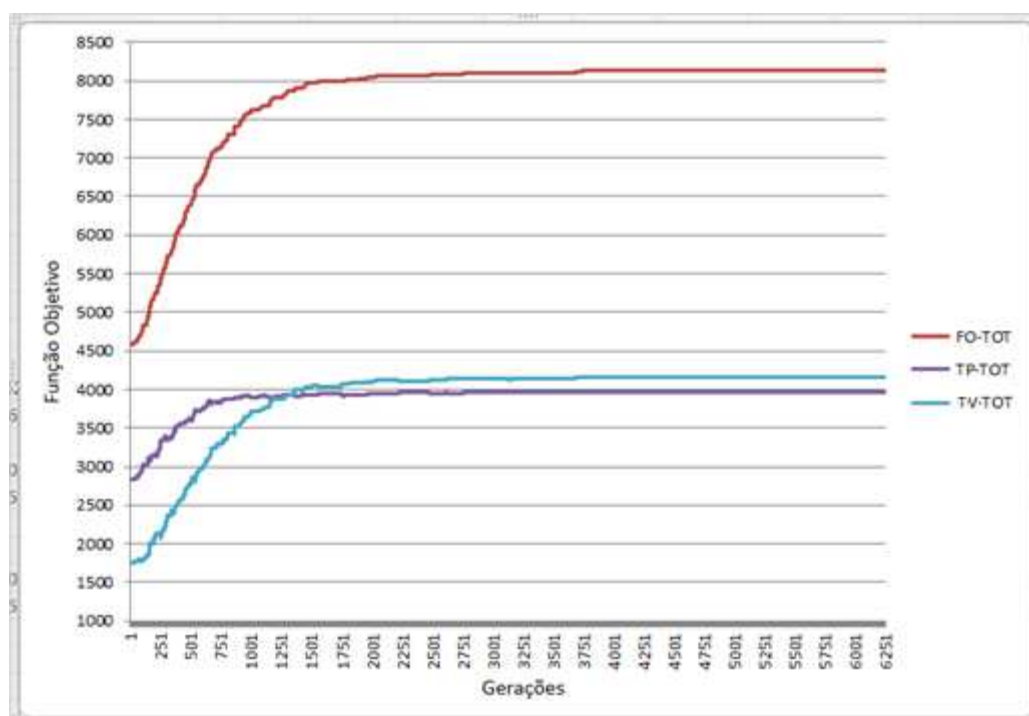
Tabela 14 – *Fitness* das Soluções

Soluções	Observada	Protótipo
FO	7046,2	8121,21
T5	1	1
TP	3060,7	3968,71
TV	3984,5	4151,5

Fonte: Elaborada pelo Autor

Os resultados observados neste experimento de validação indicam que o modelo gerou uma solução inicial aleatória de pior qualidade em relação à solução observada, mas evoluiu durante sua execução para uma solução melhor. A Tabela 14 apresenta os valores de *fitness* das variáveis de solução observada e da gerada pelo protótipo, onde se constata uma melhora geral de 15,32 % no resultado da função objetivo, composta pelas melhoras parciais de 29,38% na Taxa de Penetração (TP) e de 4,53% no Valor Agregado (VA).

Figura 24 – Evolução da Validação do Protótipo



Fonte: Elaborada pelo Autor

A Figura 24 mostra graficamente a evolução da média dos 100 experimentos de validação executados, através das curvas de comportamento da Função Objetivo (FO) e das variáveis de decisão TP (Taxa de Penetração) e TV (Valor adicionado). Este gráfico destaca a preponderância nas soluções iniciais da variável de decisão TP em relação a TV, que na evolução do experimento foi suplantada por esta em privilégio de uma solução global melhor

5.4 Experimentos realizados

Esta seção descreve o planejamento, a execução dos experimentos efetuados após a calibração, e os resultados obtidos no modelo proposto no protótipo e o correspondente Algoritmo Memético.

5.4.1 Planejamento dos experimentos

O planejamento dos experimentos envolveu a avaliação dos parâmetros, descritos na Tabela 15 mais adequados, visando à otimização dos resultados para a execução do Algoritmo Memético proposto. Este planejamento envolveu a avaliação das diversas configurações possíveis nas metaheurísticas envolvidas que são o Algoritmo Genético e a Busca Tabu.

Tabela 15 – Planejamento da parametrização

Etapa	Meta heurística	itens avaliados	
1	Algoritmo Genético	taxa de mutação	taxa de cruzamento
2	Busca Tabu	tamanho lista tabu	Critério de parada (Nbmax)
3	Algoritmo Memético	Análise da variação dos itens:	
		taxa de mutação	taxa de cruzamento
		tamanho lista tabu	Critério de parada (Nbmax)

Fonte: Elaborada pelo Autor

A Tabela 15 define os parâmetros avaliados nas etapas dos experimentos para a obtenção das configurações que resultam nas melhores médias de Função Objetivo.

Os experimentos têm o objetivo de avaliar o comportamento das metaheurísticas envolvidas no protótipo em seu processo de busca no espaço de soluções, permitindo uma avaliação da qualidade dos resultados obtidos comparando às técnicas utilizadas com o propósito de demonstrar a efetividade do Algoritmo Memético proposto.

Tabela 16 – Escalas dos Experimentos

Escala	<i>timeline</i> (horas)	<i>Comerciais</i>
Pequena	3	Dezenas
Média	8	Centenas
Larga	24	Tende a 1.000

Fonte: Elaborada pelo Autor

O protótipo foi avaliado em uma série de experimentos que envolveram três escalas de abrangência do Problema: pequena escala, média escala e larga escala descritas na Tabela 16. Em virtude do tempo computacional envolvido na execução dos experimentos, não foi viável a execução do protótipo envolvendo escalas maiores do problema.

5.4.1.1 Experimentos do Algoritmo Genético

A etapa de avaliação dos experimentos, com a aplicação do Algoritmo Genético na solução do problema, tem como objetivo avaliar a influência das taxas de cruzamento (*crossover*) e mutação na obtenção de soluções de qualidade.

Posteriormente, as parametrizações nas quais foram obtidos os melhores resultados, balizaram os parâmetros do Algoritmo Memético proposto.

Os resultados obtidos foram apresentados conforme o padrão mostrado na Tabela 17, onde as linhas representam as variações das taxas de mutação e as colunas as variações das taxas de cruzamento (*crossover*). Cada célula apresenta na coluna SM (Solução Média) a média obtida das melhores soluções em 100 repetições de cada parametrização do experimento. Abaixo de cada valor da linha SM é mostrado a linha com o símbolo sigma (σ), que informa o desvio padrão encontrado em cada uma das médias obtidas. O conjunto de experimentos apresenta na tabela um total de 25 resultados na avaliação das combinações dos cinco parâmetros considerados em cada uma das taxas do Algoritmo Genético.

Tabela 17 – Modelo dos resultados do Algoritmo Genético

Tx mutação		Tx Crossover				
		0,75	0,8	0,85	0,9	0,95
0,02	SM					
	σ					
0,05	SM					
	σ					
0,1	SM					
	σ					
0,15	SM					
	σ					
0,25	SM					
	σ					

Fonte: Elaborada pelo Autor

A avaliação do Algoritmo Genético é baseada em populações compostas por 100 indivíduos.

5.4.1.2 Experimentos de Busca Tabu

A etapa de avaliação dos experimentos, com a aplicação da Busca Tabu na solução do problema, tem como objetivo avaliar a influência dos parâmetros:

tamanho da Lista Tabu e do valor do NBmax na obtenção de soluções de qualidade utilizando esta metaheurística. Posteriormente, as parametrizações nas quais forem obtidos os melhores resultados, balizarão os parâmetros do Algoritmo Memético proposto.

Os resultados obtidos serão apresentados conforme o padrão mostrado na Tabela 18, onde as linhas representam as variações do tamanho da Lista Tabu e as colunas as variações do NBmax. Cada célula apresenta na coluna SM (Solução Média) a média obtida das melhores soluções em 100 repetições de cada parametrização do experimento. Abaixo de cada valor da linha SM é mostrado a linha com o símbolo sigma (σ), que informa o desvio padrão encontrado em cada uma das médias obtidas. O conjunto de experimentos apresenta na tabela um total de 25 resultados na avaliação das combinações de 5 parâmetros considerados em cada um dos parâmetros do Algoritmo de Busca Tabu.

Tabela 18 – Modelo dos resultados da Busca Tabu

Lista Tabu		Tam NBMAX				
		20	50	100	200	500
20	SM					
	σ					
50	SM					
	σ					
100	SM					
	σ					
200	SM					
	σ					
500	SM					
	σ					

Fonte: Elaborada pelo Autor

A avaliação da Busca Tabu é baseada em execuções do algoritmo, nas quais foi utilizada uma vizinhança composta por 100 indivíduos.

5.4.1.3 Experimentos do Algoritmo Memético

A etapa de avaliação dos experimentos com aplicação do Algoritmo Memético, proposto para a solução do problema, tem como objetivo validar a proposta deste trabalho. Isto foi feito a partir da coleta das parametrizações dos três melhores resultados dos experimentos efetuados utilizando as Metaheurísticas Algoritmo Genético e a Busca Tabu descritos nas seções anteriores. A partir destas parametrizações, foram efetuados os experimentos envolvendo o cruzamento das mesmas utilizando-as no Algoritmo Memético proposto para a avaliação dos resultados.

Os resultados obtidos foram apresentados conforme o padrão mostrado na Tabela 19, onde as linhas representam às variações das taxas de mutação e de *crossover* (indicadas no modelo pelo número 99), utilizadas no módulo Genético do Algoritmo Memético, e as colunas indicam os tamanhos da Lista Tabu e do NBmax utilizados na parte de Busca Tabu do Algoritmo Memético proposto (indicados pelo número 999).

Cada célula apresenta na coluna SM (Solução Média) a média obtida das melhores soluções em 100 repetições de cada parametrização do experimento. Abaixo de cada valor da linha SM é mostrado a linha com o símbolo sigma (σ), que informa o desvio padrão encontrado em cada uma das médias obtidas. O conjunto de experimentos, apresentado na tabela, tem um total de 24 resultados na avaliação das combinações dos parâmetros considerados em cada um dos experimentos do Algoritmo Memético.

Tabela 19 – Modelo dos resultados do Algoritmo Memético

			Lista Tabu				
			999		999		
			nbmax		nbmax		
			999	999	999	999	
Tx	Tx	SM	σ				
Mutação	Crossover						
99	99	SM	σ				
	99	SM	σ				
99	99	SM	σ				
	99	SM	σ				
99	99	SM	σ				
	99	SM	σ				

Fonte: Elaborada pelo Autor

A avaliação do Algoritmo Memético é baseada em execuções, nas quais foi utilizada uma vizinhança composta por 200 indivíduos no módulo de busca Tabu e de uma população de 250 indivíduos no módulo Genético.

5.4.2 Experimentos em Pequena Escala

O experimento em pequena escala considerou a programação de uma grade de comerciais em uma *timeline* de programação de três horas para a emissora. Considerou-se que esta necessidade pode ocorrer em eventos específicos de grande impacto e não programados que alteram significativamente e rapidamente a programação da emissora como catástrofes, tragédias e eventos políticos, dentre outros.

Nesta seção, são listados os resultados obtidos com cada um dos Algoritmos específicos utilizados (Algoritmo Genético e Busca Tabu) e com o Algoritmo

Memético englobando as três melhores parametrizações dos dois primeiros para a calibragem do último.

5.4.2.1 Experimento com Algoritmo Genético

Os experimentos realizados com a metaheurística Algoritmo Genético na instância de pequena escala foram efetuados com as parametrizações definidas na Tabela 20, mostrada a seguir.

Tabela 20 – Resultados do Algoritmo Genético em Pequena Escala

Tx mutação		Tx Crossover				
		0,75	0,8	0,85	0,9	0,95
0,02	SM	12092,6	12039,8	12061,4	12020,5	12036,9
	σ	71,594	113,490	104,977	87,016	132,235
0,05	SM	12088,6	12085,2	12103,4	12094,5	12034,4
	σ	55,847	98,733	73,697	94,369	100,811
0,1	SM	12093,7	12100,3	12048,0	12103,8	12082,0
	σ	89,429	97,861	97,138	106,154	109,028
0,15	SM	12069,3	12094,2	12126,9	11965,4	12069,4
	σ	112,322	73,349	58,367	162,609	101,126
0,25	SM	11997,2	11998,8	11954,3	11999,5	12029,3
	σ	120,705	107,259	232,942	124,318	110,409

Fonte: Elaborada pelo autor

Na Tabela 21, observam-se os resultados obtidos pela aplicação do AG no experimento de pequena escala proposto, com o melhor resultado destacado na mesma.

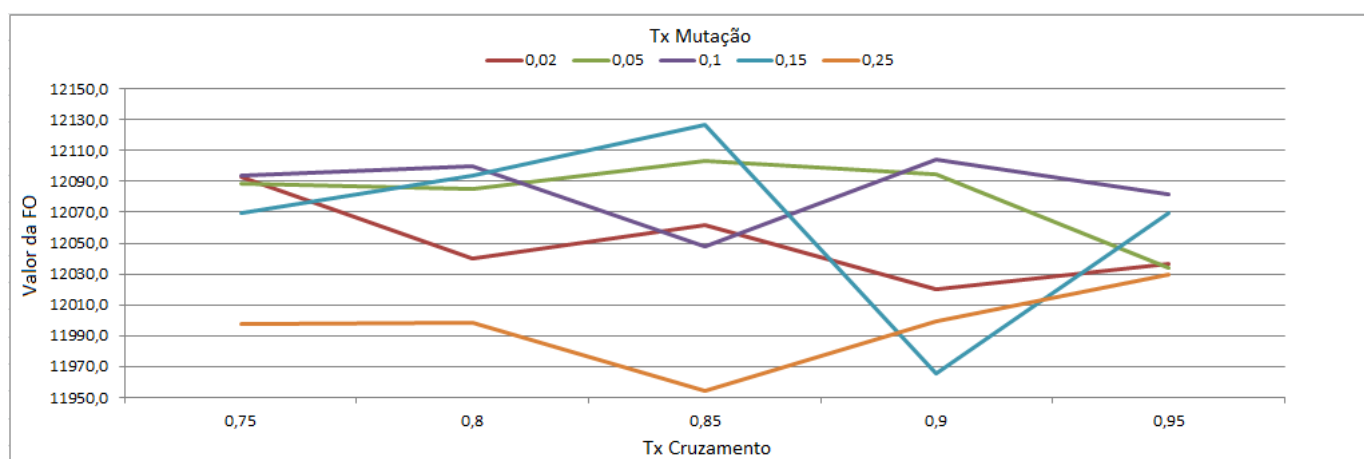
Tabela 21 – Classificação do Algoritmo Genético em Pequena Escala

Tx mutação		Tx Crossover				
		0,75	0,8	0,85	0,9	0,95
0,02	SM					
	σ					
0,05	SM			3	5	
	σ					
0,1	SM		4		2	
	σ					
0,15	SM			1		
	σ					
0,25	SM					
	σ					

Fonte: Elaborada pelo autor

A classificação dos cinco melhores resultados, mostrado na Tabela 21, indica que a concentração das melhores médias de soluções da Função Objetivo encontra-se nas parametrizações do quadrante interno da tabela. As taxas de cruzamento e mutação extremas utilizadas não produziram os melhores resultados.

Figura 25 – Evolução do Algoritmo Genético em Pequena Escala



Fonte: Elaborada pelo autor

Ao analisar os resultados obtidos e a Figura 25, referente a evolução dos experimentos do Algoritmo Genético no experimento em pequena escala, verifica-se que as taxas de cruzamento médias (entre 0,85 e 0,9), quando combinadas com

taxas de mutação também médias (entre 0,05 e 0,15), tendem a estabilizar a diversificação e onde foram obtidos as melhores médias da Função Objetivo.

5.4.2.2 Experimentos com Busca Tabu

Os experimentos realizados com a metaheurística Busca Tabu, na instância de pequena escala, foram efetuados com as parametrizações definidas na Tabela 22 mostrada a seguir.

Tabela 22 – Resultados da Busca Tabu em Pequena Escala

Lista Tabu		Tam NBMAX				
		20	50	100	200	500
20	SM	5828,4	5895,8	5683,8	5808,9	5968,4
	σ	509,465	605,612	532,375	612,699	594,602
50	SM	5675,4	5979,4	5967,8	5522,4	5741,9
	σ	648,229	545,420	615,072	532,499	493,892
100	SM	5793,3	5645,7	6048,1	6172,0	6285,7
	σ	534,245	667,445	614,042	624,316	749,681
200	SM	5904,9	5854,4	5612,9	6020,8	5503,1
	σ	565,811	734,181	471,425	471,196	541,422
500	SM	5770,3	5674,2	5872,5	6285,9	6088,6
	σ	580,214	444,306	661,036	574,039	599,243

Fonte: Elaborada pelo autor

Na Tabela 22 observam-se os resultados obtidos pela aplicação da Metaheurística Busca Tabu no experimento proposto, tendo o melhor resultado sido destacado na tabela com tamanho da Lista Tabu de 500 e NBmax 200.

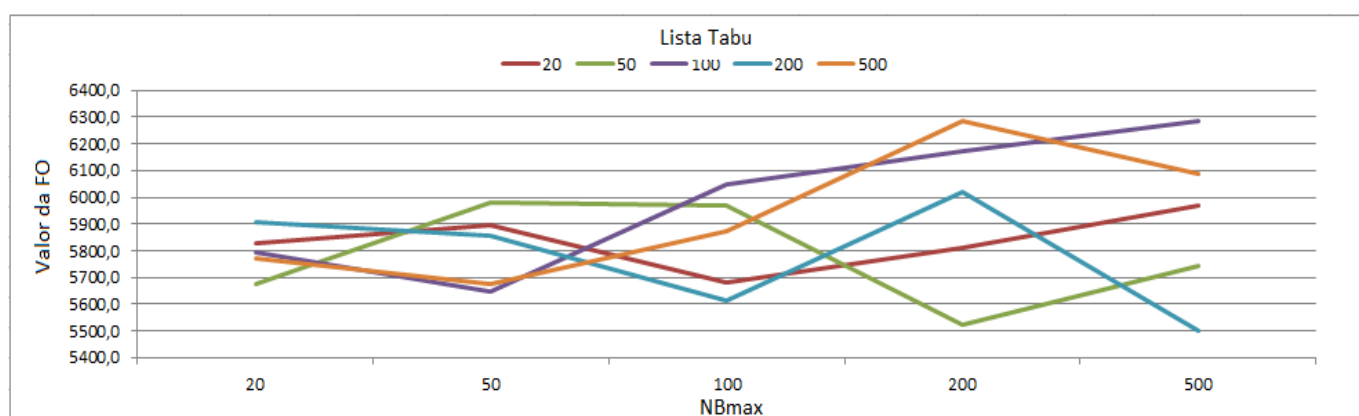
Tabela 23 – Classificação da Busca Tabu em Pequena escala

Lista Tabu		Tam NBMAX				
		20	50	100	200	500
20	SM					
	σ					
50	SM					
	σ					
100	SM			5	3	2
	σ					
200	SM					
	σ					
500	SM				1	4
	σ					

Fonte: Elaborada pelo autor

A Tabela 23 mostra a classificação dos cinco melhores resultados obtidos no experimento, eles indicam que a concentração das melhores médias de resultados da FO encontra-se nas parametrizações do meio e da parte inferior da tabela, onde o tamanho da Lista Tabu utilizado possui o valor médio (100) e o maior (500), e na parte a direita da tabela onde os tamanhos do NBmax encontram valores maiores (200 e 500) como critério de parada do algoritmo.

Figura 26 – Evolução da Busca Tabu em Pequena Escala



Fonte: Elaborada pelo autor

Analisando os resultados obtidos e a Figura 26, verifica-se que o aumento do tamanho da Lista Tabu indica, na maioria dos casos, um aumento na qualidade da solução obtida para o problema, mas esta relação não ocorre de forma significativa em relação ao aumento do tamanho do NBmax. O aumento dos parâmetros incrementa significativamente o tempo computacional, mas sem a garantia de melhorar as soluções obtidas.

Os parâmetros dos experimentos nos remetem a uma maior diversificação do que intensificação para as melhores soluções encontradas.

5.4.2.3 Experimentos com Algoritmo Meméticos

Os experimentos realizados com o Algoritmo Memético na instância de pequena escala foram efetuados com as parametrizações definidas na Tabela 24 mostrada a seguir, envolvendo os parâmetros do AG e da BT.

Tabela 24 – Resultados do Algoritmo Memético em Pequena Escala

		Lista Tabu				
		100		500		
		nbmax		nbmax		
Tx Mutaç�o	Tx Crossover		200	500	200	500
0,05	0,85	SM	12154,0	12170,2	12066,6	12122,8
		σ	105,424	99,596	128,116	106,380
	0,9	SM	12161,9	12158,2	12133,4	12141,8
		σ	60,938	74,223	74,746	98,130
0,1	0,85	SM	12159,7	12134,5	12150,4	12116,0
		σ	89,104	74,554	88,284	127,491
	0,9	SM	12135,3	12177,9	12181,1	12185,6
		σ	98,371	95,484	73,412	74,969
0,15	0,85	SM	12147,5	12165,8	12190,1	12181,1
		σ	110,523	105,339	59,500	71,836
	0,9	SM	12112,2	12164,2	12080,6	12173,6
		σ	79,671	95,313	116,605	42,824

Fonte: Elaborada pelo autor

As parametrizações utilizadas consideraram as três melhores soluções obtidas na execução da mesma instância do problema utilizando o Algoritmo Genético e a Busca Tabu, descritas nas seções anteriores, e efetua os cruzamentos possíveis entre eles gerando 24 configurações com seus resultados.

Na Tabela 24 observam-se os resultados obtidos pela aplicação do Algoritmo Memético proposto no experimento em pequena escala, tendo o melhor resultado obtido sido destacado na mesma.

Tabela 25 – Classificação do Algoritmo Memético em Pequena Escala

			Lista Tabu			
			100		500	
			nbmax		nbmax	
			200	500	200	500
Tx	Tx	SM				
Mutação	Crossover		σ			
0,05	0,85	SM	13	7	25	20
		σ				
	0,9	SM	10	12	19	16
		σ				
0,1	0,85	SM	11	18	14	21
		σ				
	0,9	SM	17	5	4	2
		σ				
0,15	0,85	SM	15	8	1	3
		σ				
	0,9	SM	22	9	24	6
		σ				

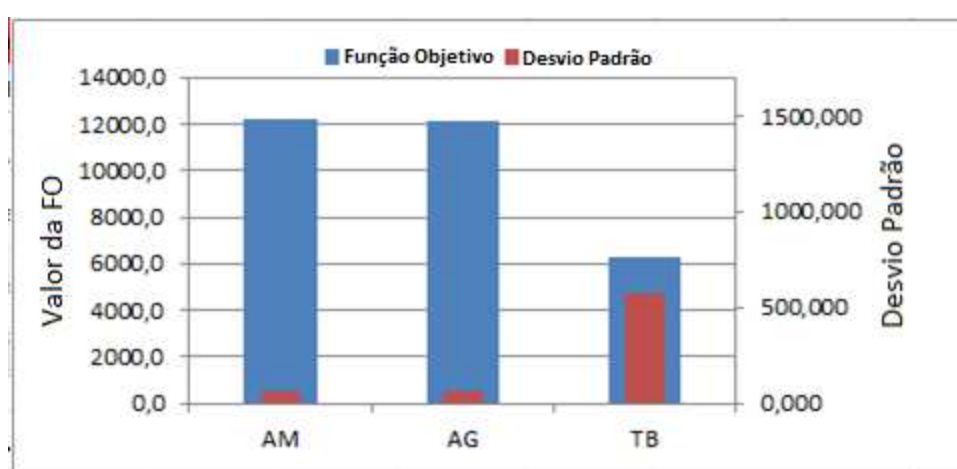
Fonte: Elaborada pelo autor

A Tabela 25 mostra a classificação dos resultados obtidos no experimento. Eles indicam que a concentração dos melhores resultados da Função Oobjetivo encontra-se nas parametrizações onde a Lista Tabu teve seu maior valor combinado com as taxas de mutação (0,1 e 0,15) condizentes com as melhores soluções encontradas nos testes das metaheurísticas isoladas.

5.4.2.4 Resultados dos Experimentos em Pequena Escala

Como avaliação dos resultados dos experimentos, a Figura 27 compara graficamente as melhores soluções, com seus desvios padrão, encontradas pelas três metaheurísticas utilizadas nos experimentos e a Figura 28 avalia apenas as melhores soluções encontradas por elas.

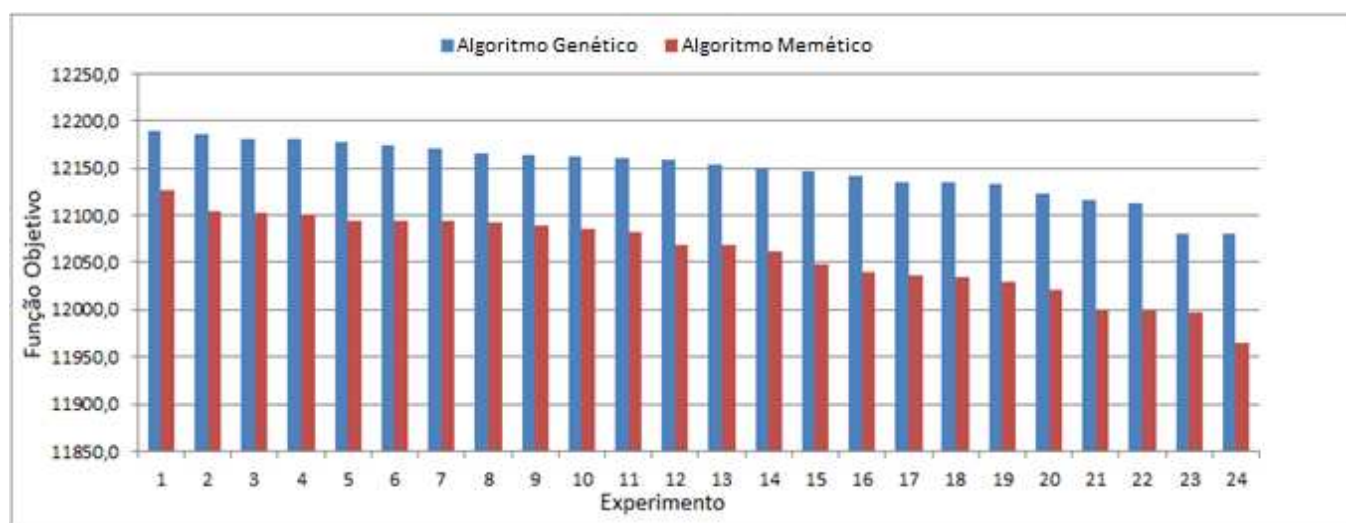
Figura 27 – Comparativo dos resultados em Pequena Escala



Fonte: Elaborada pelo autor

Comparando-se os resultados obtidos nos três experimentos em Pequena Escala, e mostrados na Figura 27, utilizando as três técnicas propostas (Algoritmo Genético, Busca Tabu e Algoritmo Memético), constata-se que os experimentos realizados pelo algoritmo de Busca Tabu (BT) tiveram resultados muito inferiores aos obtidos pelos experimentos efetuados com os Algoritmos Memético e Genético, tendo também um desvio padrão das melhores soluções obtidas significativamente maior.

Figura 28 – Soluções Memética e Genética em Pequena Escala



Fonte: Elaborada pelo autor

Avaliando as melhores soluções, obtidas consideramos apenas as geradas pelo Algoritmo Memético e pelo Genético que são mostradas na Figura 28. Ela ranqueia e compara as melhores soluções mostrando uma predominância de qualidade, em relação à função objetivo do problema, nas soluções obtidas pelo Algoritmo Memético em todas as parametrizações do experimento.

5.4.3 Experimentos em Média Escala

O experimento em média escala utilizou a programação de uma grade de comerciais em uma *timeline* de oito horas para a emissora. Considerou-se esta necessidade em eventos programados com pouca antecedência pela emissora e que alteram pouco a sua programação

Nesta seção são listados os resultados obtidos com cada um dos Algoritmos específicos utilizados (Algoritmo Genético e Busca Tabu), e com o Algoritmo Memético englobando as melhores parametrizações dos dois primeiros para a calibragem.

5.4.3.1 Experimento com Algoritmo Genético

Os experimentos realizados com a metaheurística Algoritmo Genético na instância de média escala foram efetuados com as parametrizações definidas a seguir conforme mostra a Tabela 26.

Tabela 26 – Resultados do Algoritmo Genético em Média Escala

Tx mutação		Tx Crossover				
		0,75	0,8	0,85	0,9	0,95
0,02	SM	19920,16	20664,47	20406,11	21115,63	21139,56
	σ	664,038	1066,840	828,806	800,635	920,888
0,05	SM	20385,36	20168,52	20199,90	20846,44	20715,06
	σ	859,997	933,066	795,004	835,000	1055,670
0,1	SM	20181,96	20128,14	20695,15	21148,5	20623,74
	σ	1310,850	787,231	954,928	1107,150	753,941
0,15	SM	20193,28	20751,13	20376,58	20674,41	19867,87
	σ	805,009	852,724	996,846	1007,710	1472,930
0,25	SM	20319,41	20581,56	20771,05	20784,03	20329,69
	σ	661,365	886,641	617,746	986,131	877,127

Fonte: Elaborada pelo Autor

Os resultados da média das melhores soluções e seu desvio padrão, obtidos pela aplicação do Algoritmo Genético, estão apresentados na Tabela 26 com o melhor deles destacado na mesma.

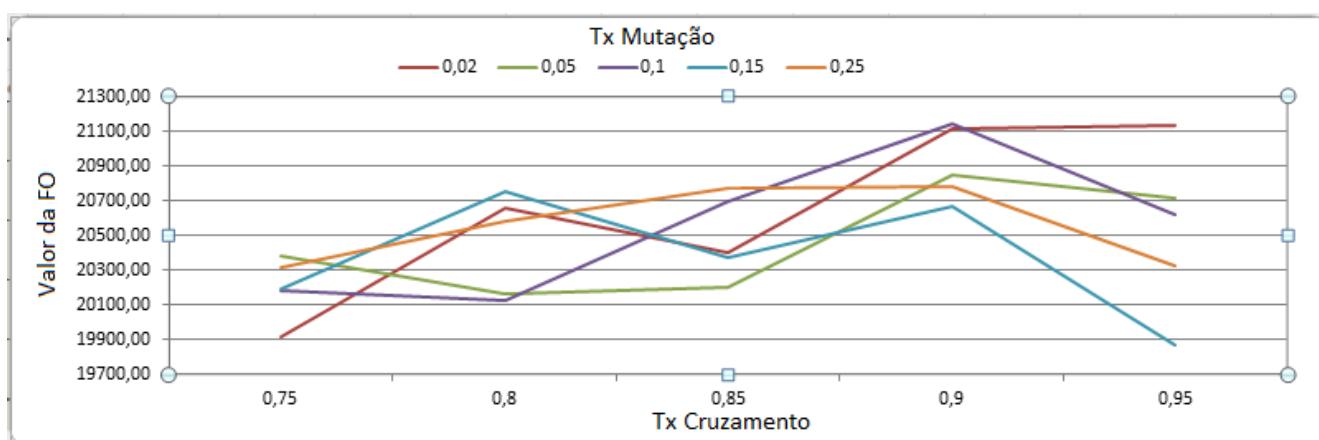
Tabela 27 – Classificação do Algoritmo Genético em Média Escala

Tx mutação		Tx Crossover				
		0,75	0,8	0,85	0,9	0,95
0,02	SM				3	2
	σ					
0,05	SM				4	
	σ					
0,1	SM				1	
	σ					
0,15	SM					
	σ					
0,25	SM				5	
	σ					

Fonte: Elaborada pelo Autor

Os cinco melhores resultados, cujos parâmetros são mostrados na Tabela 27, indicam que a concentração das melhores soluções encontra-se nas parametrizações do quadrante superior direito da tabela, onde as maiores taxas de cruzamento foram utilizadas. A melhor solução foi obtida com a taxa média de mutação utilizada (0,1), porém as demais três melhores soluções foram com taxas menores de mutação.

Figura 29 – Evolução do Algoritmo Genético em Média Escala



Fonte: Elaborada pelo Autor

Ao analisar a Figura 29 conjuntamente com os resultados obtidos, verifica-se que as taxas de mutação menores quando combinadas com a taxa de cruzamento adequada, no caso 0,9, tendem a estabilizar a diversificação e produzir os melhores resultados no contexto deste experimento em média escala.

5.4.3.2 Experimento com Busca Tabu

Os experimentos realizados com a metaheurística Busca Tabu na instância de média escala foram efetuados com as parametrizações definidas na Tabela 28 mostrada a seguir.

Tabela 28 – Resultados da Busca Tabu em Média Escala

Lista Tabu		Tam NBMAX				
		20	50	100	200	500
20	SM	11326,6	10825,0	11263,9	11024,2	11452,2
	σ	1163,610	898,199	926,626	847,986	792,829
50	SM	11146,1	11226,9	11325,4	11102,0	11032,8
	σ	862,254	975,601	857,597	813,647	938,260
100	SM	11217,6	11290,2	11285,4	11028,3	11352,7
	σ	983,066	965,799	953,748	813,782	1003,070
200	SM	11145,9	11308,9	11008,0	11397,4	11414,7
	σ	966,544	1123,180	1153,660	1043,700	822,403
500	SM	10648,3	11297,9	11387,1	10942,2	11531,3
	σ	1009,520	1235,630	928,453	917,239	873,176

Fonte: Elaborada pelo Autor

Os resultados do experimento em Média Escala utilizando a Metaheurística Busca Tabu são mostrados na Tabela 28, com destaque para o melhor resultado obtido.

Tabela 29 – Classificação da Busca Tabu em Média Escala

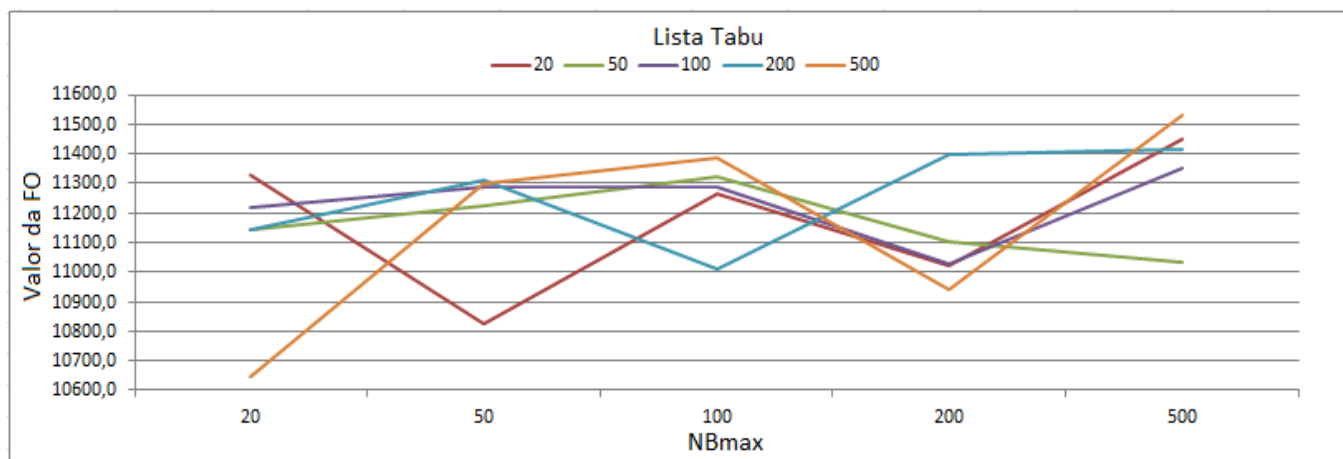
Lista Tabu		Tam NBMAX				
		20	50	100	200	500
20	SM					2
	σ					
50	SM					
	σ					
100	SM					
	σ					
200	SM				4	3
	σ					
500	SM			5		1
	σ					

Fonte: Elaborada pelo Autor

Na Tabela 29 as parametrizações e a posição na tabela dos cinco melhores resultados obtidos no experimento são mostrados. Eles indicam que a concentração dos melhores resultados da Função Objetivo encontra-se na metade direita da

tabela, onde as parametrizações utilizadas envolvem um critério de parada (NBmax) alto (500) com o menor e os dois maiores tamanhos da Lista Tabu.

Figura 30 – Evolução da Busca Tabu em Média Escala



Fonte: Elaborada pelo Autor

Analisando os resultados obtidos e a Figura 30, verifica-se que o aumento do tamanho do NBmax e da Lista Tabu indica uma probabilidade maior do aumento na qualidade da solução obtida para o problema, na maioria dos casos, porém a segunda melhor média de soluções correu com uma Lista Tabu pequena. O aumento dos parâmetros de NBmax e Lista Tabu incrementam significativamente o tempo computacional necessário para a execução do algoritmo, mas não possuem garantia de melhorar as soluções obtidas.

Os parâmetros das soluções considerados indicam que os melhores resultados tendem a ser obtidos com uma maior diversificação do que intensificação para as soluções encontradas.

5.4.3.3 Experimento com Algoritmo Memético

O resultado do experimento em Média Escala, utilizando o Algoritmo Memético proposto, podem ser observados na Tabela 30, com destaque na tabela para o melhor resultado obtido.

Tabela 30 – Resultados do Algoritmo Memético em Média Escala

			Lista Tabu					
			20		200		500	
			nbmax		nbmax		nbmax	
			200	500	200	500	200	500
Tx	Tx							
Mutação	Crossover							
0,02	0,9	SM	21166,4	20694,8	20514,6	21240,9	21310,1	21327,0
		σ	1143,590	1022,240	935,618	878,196	698,968	921,268
	0,95	SM	20868,7	21113,1	20814,5	20882,1	21566,8	21320,3
		σ	899,195	820,656	861,357	643,983	746,464	1007,730
0,1	0,9	SM	21024,2	21093,5	21106,7	20716,0	21521,7	21602,2
		σ	591,228	831,597	1140,350	1025,020	977,028	959,077
	0,95	SM	20946,5	20792,5	20309,8	20684,1	21005,9	21120,5
		σ	977,771	885,909	1168,240	783,534	947,550	794,579

Fonte: Elaborada pelo Autor

As parametrizações utilizadas consideraram as três melhores soluções obtidas na execução da mesma instância do problema utilizando as metaheurísticas Algoritmo Genético e a Busca Tabu, descritas nas seções anteriores. O experimento efetuou os cruzamentos possíveis entre eles gerando 24 configurações com seus resultados.

Tabela 31 – Classificação do Algoritmo Memético em Média Escala

			Lista Tabu					
			20		200		500	
			nbmax		nbmax		nbmax	
			200	500	200	500	200	500
Tx	Tx							
Mutação	Crossover							
0,02	0,9	SM	8	21	23	7	6	4
		σ						
	0,95	SM	17	10	18	16	2	5
		σ						
0,1	0,9	SM	13	12	11	20	3	1
		σ						
	0,95	SM	15	19	24	22	14	9
		σ						

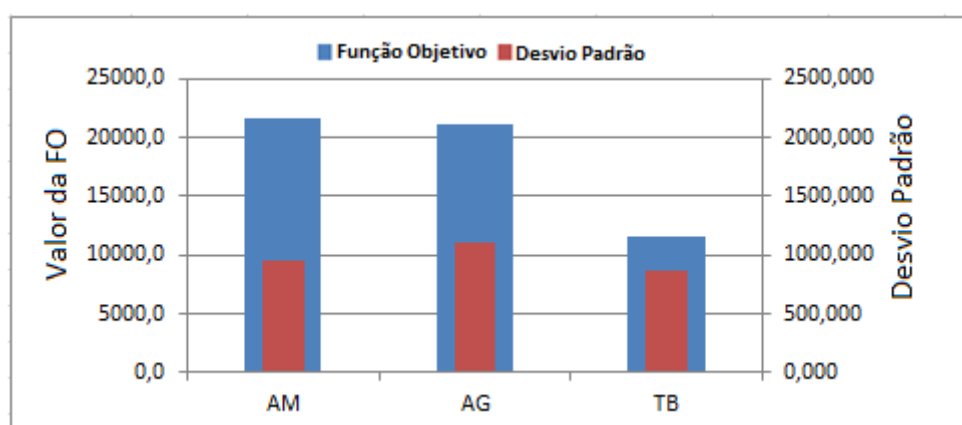
Fonte: Elaborada pelo Autor

Os resultados obtidos do experimento foram classificados e ranqueados e estão exibidos na Tabela 31. Estes resultados indicam que a concentração dos melhores resultados da FO encontra-se nas parametrizações onde a Lista Tabu teve seu maior valor, enfatizando a diversificação. As taxas de Mutação e *Crossover* apresentaram uma distribuição equânime nas soluções obtidas, e os resultados estão condizentes com as melhores soluções encontradas nos testes das metaheurísticas isoladas.

5.4.3.4 Resultados dos Experimentos em Média Escala

A avaliação dos resultados dos experimentos em média escala é feito na Figura 31 que compara graficamente as melhores soluções, com seus desvios padrão, encontradas pelas três metaheurísticas utilizadas nos experimentos e pela Figura 32 que avalia apenas as melhores soluções encontradas pelos três algoritmos utilizados.

Figura 31 – Comparativo dos resultados em Média Escala

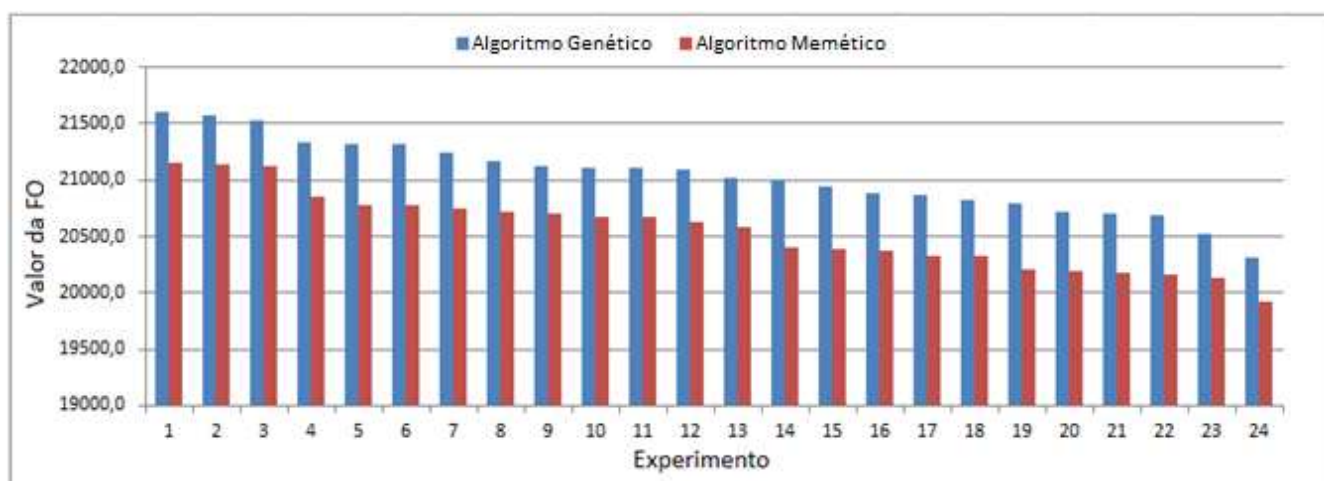


Fonte: Elaborada pelo Autor

A Figura 31 mostra os resultados obtidos nos três experimentos realizados em Média Escala, mostrando os valores da Função Objetivo (FO) e do desvio padrão (DP) em duas escalas no gráfico. Comparando-se os resultados obtidos nestes experimentos, constata-se que os resultados fornecidos pelo algoritmo de

Busca Tabu (BT) foram inferiores aos obtidos pelos experimentos efetuados com os Algoritmos Memético e Genético, tendo também um desvio padrão das melhores soluções obtidas significativamente maior.

Figura 32 – Soluções Memética e Genética em Média Escala



Fonte: Elaborada pelo Autor

Avaliando-se as melhores soluções obtidas, apenas as geradas pelo Algoritmo Memético e pelo Genético são relevantes. A Figura 32 classifica as melhores soluções e as compara, mostrando uma predominância de qualidade, em relação à função objetivo do problema, nas soluções obtidas pelo Algoritmo Memético também nos experimentos realizados no ambiente de Média Escala.

5.4.4 Experimentos em Larga Escala

O experimento em Larga Escala desenvolveu a programação de uma grade de comerciais em uma *timeline* de vinte e quatro horas para a emissora. Considerou-se esta necessidade quando a programação não sofre alterações e tem uma boa previsibilidade.

Nesta seção são listados os resultados obtidos com cada um dos Algoritmos específicos utilizados (Algoritmo Genético e Busca Tabu) e com o Algoritmo

Memético englobando as melhores parametrizações das três melhores soluções dos dois primeiros para a calibragem do Algoritmo Memético.

5.4.4.1 Experimento com Algoritmo Genético

As parametrizações utilizadas no experimento da metaheurística Algoritmo Genético, na instância de larga escala deste trabalho, estão definidas conforme exibido na Tabela 32.

Tabela 32 – Resultados do Algoritmo Genético em Larga Escala

Tx mutação		Tx Crossover				
		0,75	0,8	0,85	0,9	0,95
0,02	SM	26777,4	26501,8	26768,2	26826,2	26748,1
	σ	971,977	1070,750	946,734	681,617	1069,570
0,05	SM	26361,3	26704,8	26804,7	26656,8	26416,0
	σ	1526,730	628,505	675,878	814,996	970,918
0,1	SM	26094,5	26518,1	26540,7	27053,3	26612,6
	σ	1492,600	976,390	718,731	936,528	1067,460
0,15	SM	26564,5	26674,6	26724,5	26959,4	27126,3
	σ	1250,000	768,685	894,564	873,266	823,089
0,25	SM	26495,6	26197,4	26747,8	26877,3	26704,8
	σ	1246,890	1684,830	1174,980	673,660	731,361

Fonte: Elaborada pelo Autor

Os resultados do experimento utilizando o Algoritmo Genético em Larga Escala podem ser observados na Tabela 32, tendo o melhor valor de média da função objetivo obtido destacado na tabela.

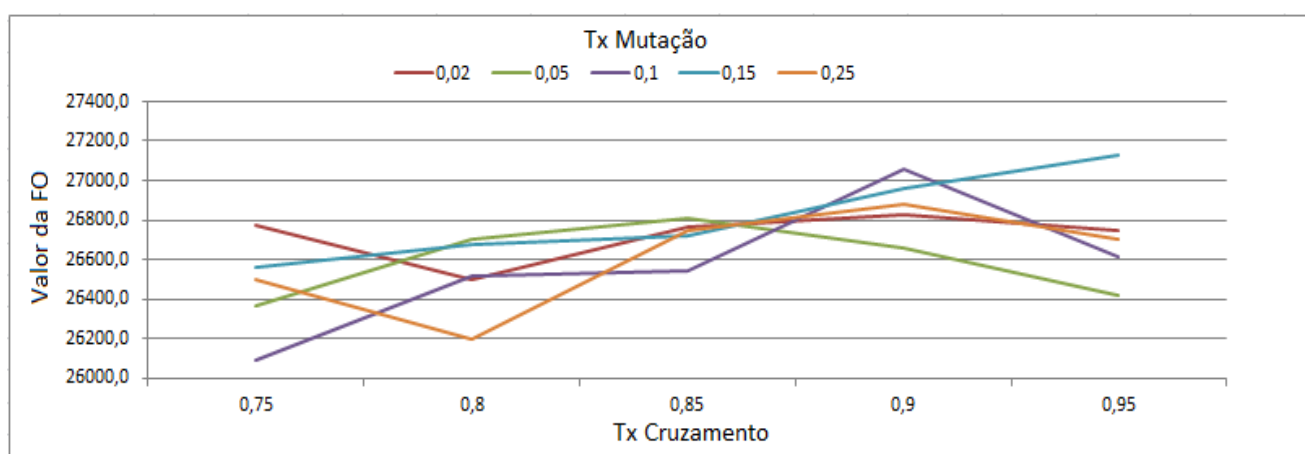
Tabela 33 – Classificação do Algoritmo Genético em Larga Escala

Tx mutação		Tx Crossover				
		0,75	0,8	0,85	0,9	0,95
0,02	SM				5	
	σ					
0,05	SM					
	σ					
0,1	SM				2	
	σ					
0,15	SM				3	1
	σ					
0,25	SM				4	
	σ					

Fonte: Elaborada pelo Autor

A Tabela 33 mostra as parametrizações das cinco melhores soluções encontradas, indicando que a concentração delas encontra-se na metade direita da tabela onde as taxas de Cruzamento foram as mais elevadas remetendo a uma intensificação e as taxas de mutação foram médias, sendo superior a 0,1 para as quatro melhores soluções, remetendo a uma diversificação também média.

Figura 33 – Evolução do Algoritmo Genético em Larga Escala



Fonte: Elaborada pelo Autor

A Figura 33, mostra a concentração da média das melhores soluções em uma taxa de cruzamento de 0,9 que decresceram com uma taxa maior, com exceção da

melhor média da solução que ainda evoluiu com uma taxa superior de Cruzamento (0,95).

5.4.4.2 Experimento com Busca Tabu

Os experimentos realizados com a metaheurística Busca Tabu na instância de Larga Escala foram efetuados com as parametrizações definidas na Tabela 34 mostrada a seguir.

Tabela 34 – Resultados da Busca Tabu em Larga Escala

Lista Tabu		Tam NBMAX				
		20	50	100	200	500
20	SM	18777,2	18761,4	18617,9	18915,6	18736,5
	σ	1044,790	1027,750	973,888	1329,650	1333,780
50	SM	18575,5	18493,4	18653,1	18929,0	18989,2
	σ	1136,190	907,874	983,215	1249,830	1090,690
100	SM	18939,6	18719,4	18699,9	18760,8	19050,7
	σ	934,866	1188,060	1231,130	1066,320	873,680
200	SM	18653,2	19015,9	18586,4	18748,0	19238,9
	σ	999,072	1077,780	1036,320	1145,960	1189,460
500	SM	18925,2	18808,5	18803,9	19164,3	18780,5
	σ	1053,440	1329,480	1197,970	1095,430	998,815

Fonte: Elaborada pelo Autor

Os experimentos em Larga Escala, com a utilização da Busca Tabu, apresentaram os resultados mostrados na Tabela 34, com destaque na tabela para o melhor resultado de médias da FO obtido.

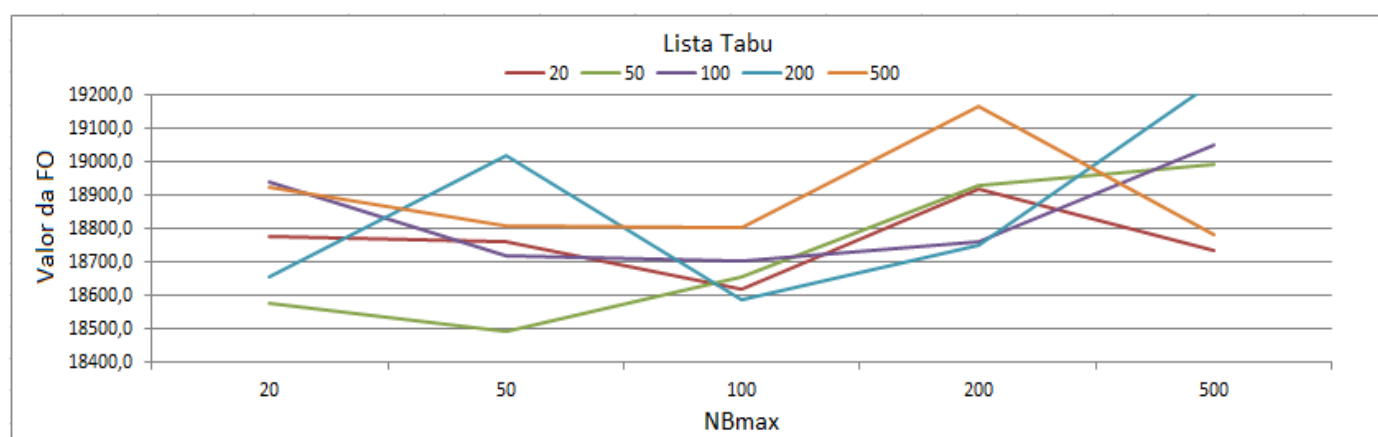
Tabela 35 – Classificação da Busca Tabu em Larga Escala

Lista Tabu		Tam NBMAX				
		20	50	100	200	500
20	SM					
	σ					
50	SM		5			
	σ					
100	SM					3
	σ					
200	SM		4			1
	σ					
500	SM				2	
	σ					

Fonte: Elaborada pelo Autor

A Tabela 35 exibe nas células a posição na tabela dos cinco melhores resultados obtidos no experimento. Eles indicam que a concentração dos três melhores resultados da Função Objetivo encontra-se na metade direita inferior da tabela, onde as parametrizações utilizadas envolvem um critério de parada (NBmax) alto e os maiores tamanhos da Lista Tabu enfatizando a diversificação.

Figura 34 – Evolução do Algoritmo Genético em Larga Escala



Fonte: Elaborada pelo Autor

Analisando a evolução do experimento, mostrado na Figura 34 constata-se que as parametrizações médias do tamanho da Lista Tabu (entre 50 e 200) apresentaram uma evolução qualitativa no valor da Função Objetivo com o aumento do tamanho do NBmax, enquanto o maior parâmetro de tamanho da Lista Tabu apresentou a segunda melhor médias de FO com um NBmax de tamanho 200.

O aumento dos parâmetros de NBmax e Lista tabu enfatizam a diversificação em busca de outras regiões do espaço de soluções, porém incrementam significativamente o tempo computacional da execução do algoritmo, e não garantem a melhoria das soluções já obtidas.

5.4.4.3 Experimento com Algoritmo Memético

Os resultados do experimento em Larga Escala, utilizando o Algoritmo Memético proposto, podem ser observados na Tabela 36 com destaque na tabela para o melhor resultado obtido.

Tabela 36 – Resultados do Algoritmo Memético em Larga Escala

		Lista Tabu						
		100		200		500		
		nbmax		nbmax		nbmax		
Tx Mutaç�o	Tx Crossover							
0,1	0,9	SM	27445,4	27176,0	27272,1	27445,2	27483,3	27657,3
		σ	901,067	816,438	1080,560	983,596	757,417	876,347
	0,95	SM	27586,0	27326,7	27346,3	27364,6	27474,8	27636,5
		σ	832,687	1086,020	801,030	853,775	792,385	810,038
0,15	0,9	SM	27346,4	27268,2	27523,9	27364,6	27898,2	27741,4
		σ	672,388	1033,050	718,604	841,362	1134,110	1081,520
	0,95	SM	27421,3	27482,7	27341,4	28075,2	27951,6	27708,6
		σ	738,007	990,812	652,826	1216,860	903,702	906,163

Fonte: Elaborada pelo Autor

As 24 parametrizações utilizadas no Algoritmo Memético consideraram as combinações possíveis das três melhores soluções obtidas na execução da mesma instância do problema utilizando as metaheurísticas Algoritmo Genético e a Busca Tabu, descritas nas seções anteriores.

Tabela 37 – Classificação do Algoritmo Memético em Larga Escala.

			Lista Tabu					
			100		200		500	
			nbmax		nbmax		nbmax	
			200	500	200	500	200	500
Tx Mutação	Tx Crossover							
0,1	0,9	SM DP	13	24	22	23	10	6
	0,95	SM DP	8	21	19	11	12	7
0,15	0,9	SM DP	18	23	9	16	3	4
	0,95	SM DP	15	11	20	1	2	5

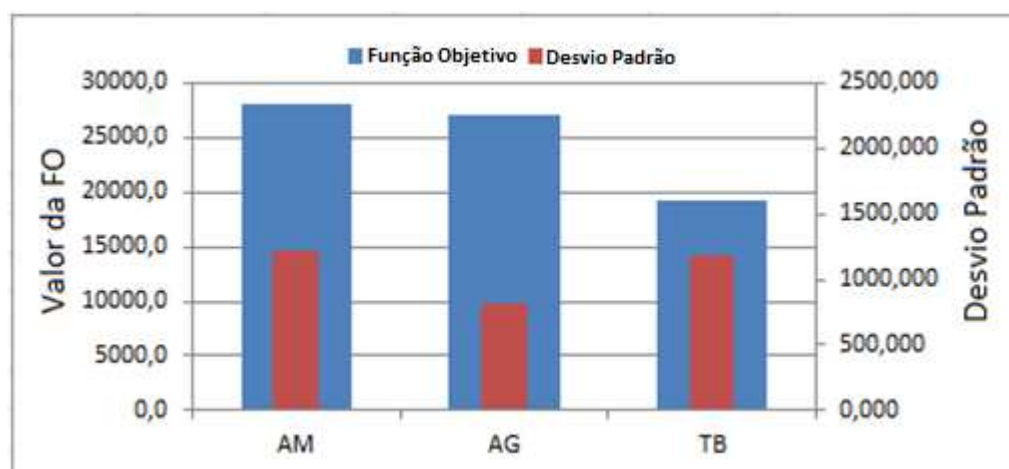
Fonte: Elaborada pelo Autor

Os resultados obtidos no experimento foram classificados e a posição de cada parametrização esta exibida na Tabela 37. Os resultados obtidos mostram a concentração das melhores médias dos resultados da Função Objetivo nas parametrizações onde a Taxa de Mutação foi a maior das selecionadas no Algoritmo Genético com as Taxas de Cruzamento altas. O tamanho da Lista Tabu permaneceu alto (entre 200 e 500) para as melhores médias, combinados com o NBmax mais alto para quatro das cinco melhores soluções.

5.4.4.4 Resultados dos Experimentos em Larga Escala

A avaliação dos resultados dos experimentos em larga escala é feito de duas formas: pela Figura 35 que compara graficamente as melhores soluções, com seus desvios padrão, encontradas pelas três metaheurísticas utilizadas nos experimentos, e pela Figura 36 que avalia apenas as melhores soluções encontradas por elas.

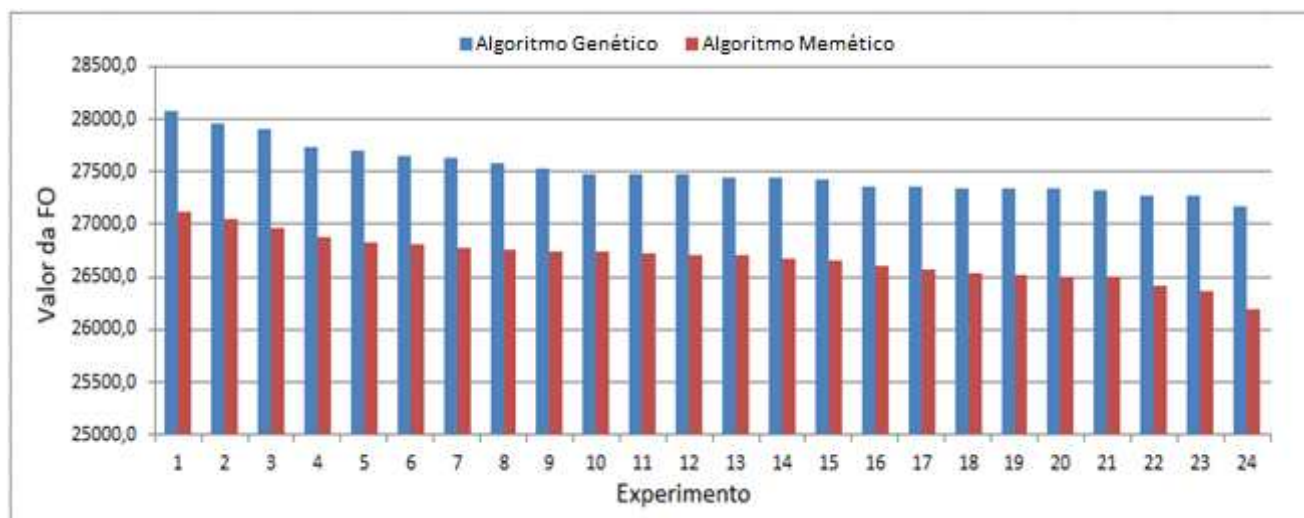
Figura 35 – Comparativo dos resultados em Larga Escala



Fonte: Elaborada pelo Autor

A Figura 35 apresenta os resultados obtidos nos três experimentos realizados em Larga Escala. Nela são mostrados os valores da Função Objetivo (FO) e do desvio padrão (DP) de cada experimento em duas escalas distintas no gráfico. Comparando-se os resultados obtidos nestes experimentos, novamente constata-se que os resultados fornecidos pelo algoritmo de Busca Tabu (BT) foram inferiores aos obtidos pelos experimentos efetuados com as Metaheurísticas Algoritmos Memético e Genético, tendo também, a Busca Tabu, um desvio padrão das melhores soluções obtidas significativamente maior.

Figura 36 – Soluções Memética e Genética em Larga Escala



Fonte: Elaborada pelo Autor

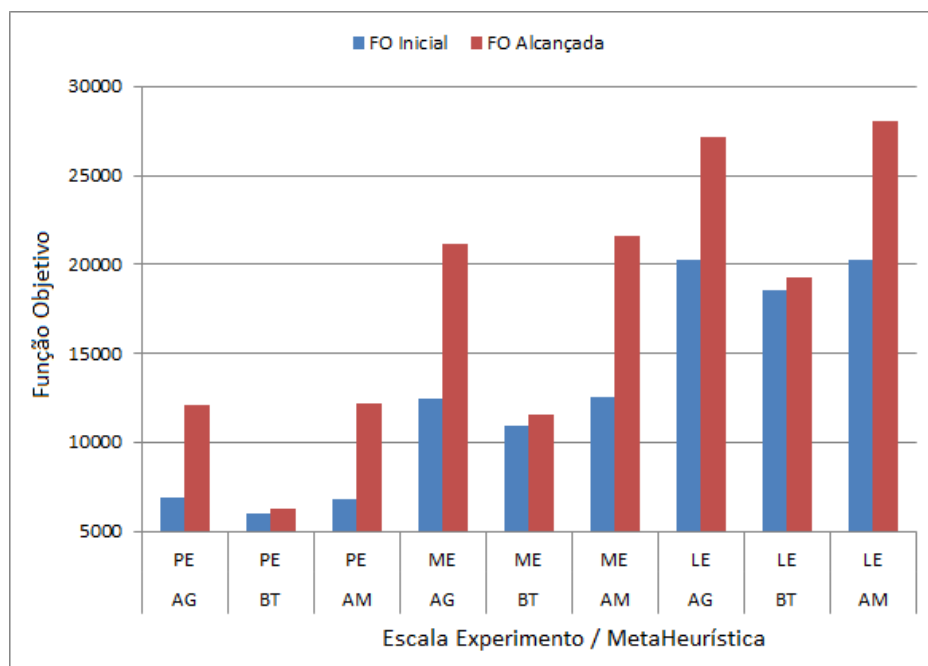
Na avaliação das melhores soluções obtidas não foram encontradas soluções do Algoritmo de Busca Tabu. Na avaliação dos melhores resultados mostrados na Figura 36, constata-se a predominância de qualidade do Algoritmo Memético proposto, em relação ao Algoritmo Genético, nas soluções obtidas nos experimentos relativos ao ambiente de Larga Escala. Comportamento já observado nos experimentos efetuados nas outras escalas do problema e que corrobora a eficiência do algoritmo proposto.

5.4.5 Resumo dos Experimentos

Para validar este modelo desenvolvido, foram efetuados experimentos utilizando o Algoritmo Genético (AG) a Busca Tabu (BT) e o Algoritmo Memético (AM), em três escalas de abrangência, utilizando-se os parâmetros definidos na seção 5.4. Os resultados destes experimentos estão demonstrados nas seções 5.4.2.4 (PE- Pequena Escala), 5.4.3.4 (ME – Média Escala) e 5.4.4.4 (LE – Larga escala). A Figura 37, a seguir, mostra graficamente um resumo dos resultados obtidos destes experimentos. Ela destaca a evolução da Função Objetivo a partir dos valores da solução inicial, gerada aleatoriamente, até o encerramento da

execução dos algoritmos. As informações são referentes às três instâncias do problema para os três algoritmos envolvidos.

Figura 37 – Evolução das FOs dos experimentos



Fonte: Elaborada pelo Autor

A observação da Figura 37 enfatiza a predominância das soluções obtidas pelo Algoritmo Memético em relação aos demais nas três escalas dos experimentos.

Tabela 38 – Evolução da Função Objetivo por Instância /Algoritmos

Função Objetivo				
Inicial	Melhor	Algoritmo	Instância	Evolução
6.899,60	12.126,90	AG	PE	75,76%
5.957,80	6.285,90	BT	PE	5,51%
6.766,55	12.190,10	AM	PE	80,15%
12.468,70	21.148,50	AG	ME	69,61%
10.893,40	11.531,30	BT	ME	5,86%
12.509,27	21.602,20	AM	ME	72,69%
20.228,30	27.126,30	AG	LE	34,10%
18.571,40	19.238,90	BT	LE	3,59%
20.251,50	28.075,20	AM	LE	38,63%

Fonte: Elaborada pelo Autor

A

Tabela 38 mostra, de forma numérica, a evolução de cada Algoritmo a partir de sua solução inicial, gerada aleatoriamente, até atingir o critério de parada. Ele mostra a melhor evolução do Algoritmo Memético, dentre os três algoritmos, a partir de suas soluções iniciais. A avaliação destas informações demonstra também os seguintes percentuais de melhora da solução média do Algoritmo Memético em relação à segunda melhor solução média da outra metaheurística em cada instância:

- 0,52% na pequena instância;
- 2,14% na média instância;
- 3,49% na larga instância.

O algoritmo de Busca Tabu (BT) obteve, em todas as escalas, resultados inferiores aos obtidos pelos experimentos efetuados com os Algoritmos Memético e Genético. O desvio padrão das soluções obtidas com o algoritmo Busca Tabu também foram maiores.

Tabela 39 – Evolução da FO do AM por Instância/Variável de decisão

	inicial	melhor	instância	melhora
geração	1	5885	PE	
FO	6.766,55	12.190,10	PE	80,15%
LB	2.340,65	4640,19	PE	98,24%
TP	2.880,72	5469,30	PE	89,86%
VA	1.545,18	2080,61	PE	34,65%
geração	1	6278	ME	
FO	12.509,27	21.602,20	ME	72,69%
LB	3.999,68	6.941,09	ME	73,54%
TP	5.460,93	9.583,30	ME	75,49%
VA	3.048,66	5.077,80	ME	66,56%
geração	1	6635	LE	
FO	20.251,50	28.075,20	LE	38,63%
LB	5.172,95	8.775,80	LE	69,65%
TP	10.700,20	13.248,95	LE	23,82%
VA	4.378,35	6.050,45	LE	38,19%

Fonte: Elaborada pelo Autor

Avaliando apenas os experimentos relativos ao Algoritmo Memético, que obteve as melhores soluções, a Tabela 39 detalha a evolução da Função Objetivo (FO) e das três variáveis de decisão, a partir da solução inicial. As informações mostradas indicam que, com o mesmo peso em todas as variáveis, a variável de decisão TV (Valor agregado) é a menos beneficiada na sua evolução em todas as escalas, e a evolução de melhora diminui a partir do aumento da escala do problema.

Tabela 40 – Média da Evolução das Instâncias do AM

	inicial	melhor	melhora
geração	1	6266	
FO	13.175,77	20.622,50	56,52%
TS	3.837,76	6.785,69	76,81%
TP	6.347,28	9.433,85	48,63%
TV	2.990,73	4.402,95	47,22%

Fonte: Elaborada pelo Autor

A Tabela 40 exibe os valores médios obtidos pelo Algoritmo Memético a partir dos resultados dos três experimentos realizados. No Apêndice 2 está mostrada a evolução das FOs dos experimentos, com as variáveis de decisão, de forma detalhada para todas as instâncias dos experimentos e todos os algoritmos.

Fazendo um exercício para visualizar o benefício financeiro que pode ser obtido com os índices de melhoria encontrados na solução proposta neste trabalho, será feita uma simulação considerando:

- Os tempos médios da observação efetuada para viabilizar subsídios reais para os experimentos, descrita na Tabela 13, agregando-se a ela um minuto e trinta segundos no tempo dos comerciais para considerar precisamente três horas de observação.
- Uma projeção com os tempos médios da observação (Tabela 13,) para um período de 24 horas:
- Os valores cobrados por intervalo comercial de 15s pela TV Rio Sul conforme a Tabela 9, para uma Quinta Feira (mesmo dia da observação efetuada).

A partir desta simulação os valores projetados são mostrados a seguir na Tabela 41 para um período de 24 horas.

Tabela 41 – Projeção Financeira

	observação	previsão
Tempo	03 horas	24 horas
Comerciais	00:40:35	05:36:00
Programação	02:17:55	18:24:00
ajuste	00:01:30	00:00:00
Receita	R\$ 112.224,00	R\$ 720.404,72

Elaborada pelo autor

Os valores projetados na Tabela 41, a partir das médias de tempo observadas e da tabela de preços da TV RioSul, remetam a um valor significativo de faturamento para um dia de programação da grade de comerciais da emissora

onde um ganho, mesmo percentualmente menor tem um impacto financeiro considerável.

O Impacto financeiro ocorre quando a variável de decisão TV (Valor Adicionado) é afetada. Um exemplo é a diferença de 38,19% de evolução desta variável no experimento de Larga Escala (24 horas) mostrado na tabela 39, que impacta em um incremento de R\$ 275.122,76 no faturamento previsto na simulação, atendendo aos interesses financeiros da emissora.

A variável de decisão TP (taxa de penetração), que obteve uma melhora média de 48,3% (Tabela 40) em relação à solução inicial do AM, atende aos interesses dos anunciantes, indicando que seus comerciais estão aderentes ao seu público alvo e consequentemente otimizando a taxa de retorno dos produtos anunciados.

A TS (Largura de Banda do Servidor), que obteve uma evolução média de 76,81%, é a variável de decisão que busca atender o interesse dos telespectadores para que eles recebam uma transmissão de qualidade e compatível com a capacidade de demanda do servidor de saída.

6 Considerações Finais

Esse trabalho apresentou a modelagem, desenvolvimento e implementação de um protótipo de uma ferramenta computacional para gerar a grade de programação de intervenções comerciais aplicado à TV digital. Neste contexto, este trabalho propõe uma forma inovadora de abordar o problema, feita através de um protótipo que sugere um modelo novo, utilizando metaheurísticas, para a sua solução. Este modelo aborda o assunto como sendo um problema do tipo *timetable* e busca sua solução através da utilização de Metaheurísticas na forma de um Algoritmo Memético que utiliza a Busca Tabu como representante da busca local, e o Algoritmo Genético como representante da busca global, em sua composição.

Dentro do modelo comercial atual, descrito na seção 1.3 Problematização, e utilizado atualmente pelas emissoras de TV, conforme Bolano e Britos (2003) e Owen (1999), alguns dos principais fatores considerados na elaboração da grade de comerciais foram parametrizados no protótipo, como taxa de adequação ao público telespectador (TP), valor de retorno para a emissora (TV) e taxa de utilização da banda no servidor (TS). Os experimentos realizados constataram que, através da correta parametrização destes fatores, é possível obter-se um ganho em relação às abordagens feitas atualmente para a solução deste problema.

O trabalho alcançou seu propósito, de buscar uma maior efetividade no atingimento dos objetivos propostos pela emissora para a sua programação de grade de comerciais, conforme ficou demonstrado. Destaca-se no objetivo que a publicidade na televisão continua sendo um dos mais rentáveis e eficazes meios de divulgação (MALLOZI e LEVIN, 2009), e a TV, com uma linguagem próxima ao público, consegue atingir uma grande massa populacional.

Como contribuição deste trabalho destaca-se a importância da pesquisa sobre a utilização de novas abordagens na solução do problema da elaboração de grades de comerciais para a Televisão, visando atualizar este mecanismo que, no Brasil, ainda é a principal fonte de renda das emissoras (INTERMEIOS, 2013). O protótipo, proporciona um avanço nos estudos dos Algoritmos Meméticos e na análise de seus parâmetros, ratificando a consolidação desta técnica. Ele mostrou

sua capacidade de gerar boas soluções para o problema proposto e assim atingir o objetivo da emissora de adequar a grade de comerciais de forma alinhada à programação dos conteúdos, ao público alvo e à capacidade de transmissão, visando captar o maior número de seguidores possíveis e assim aumentar seus ingressos financeiros.

Como trabalhos futuros, existem inúmeras possibilidades frente às características e inovações presentes na televisão. A evolução deste trabalho vai ao encontro da proposta de Schultz (2006), ela indica a busca do alinhamento entre as características exclusivas da televisão com inovações na área de Informática e comunicação, que colocam a nossa frente uma nova era, em relação ao modelo de negócios para a publicidade na TVD. Esta nova era deve combinar agora o marketing direto, e sua efetividade, com o impacto visual e o poder emocional dos anúncios televisivos. Trabalhos futuros podem focar ainda mais neste objetivo, agregando ao problema novas variáveis de decisão e restrições que atendam novas especificidades das várias possibilidades que a televisão, em seus diversos formatos, abrange atualmente.

O desenvolvimento da evolução do modelo proposto neste trabalho, inserindo outros aspectos ao problema que atendam às necessidades destas evoluções, é uma das perspectivas de trabalho futuro, outra é a adequação do modelo proposto a mídias interativas nas quais novos aspectos devem ser considerados. Conforme CGriffths (2003) e Greenberg (2006), a combinação da interatividade com a televisão abre novos precedentes para os participantes da cadeia produtiva da televisão, com inúmeras alternativas de novos negócios e oportunidades. Agora, emissoras, anunciantes, agências, clientes, produtoras, designers entre outros, deparam-se com novas formas de aumentar suas receitas através da possibilidade de planejar, produzir e veicular mensagens com mais acuidade e direcionadas ao público (GAWLINSKI, 2003). Nesta linha, pesquisas como a promovida pela ARF (*Advertising Research Foundation*) (ARF, 2009), indicam o aumento da eficiência da publicidade da TV, que entre 2004 e 2007 foi de 60 %, enquanto para a mídia impressa foi de 40% e para a online quase 20%. Outra motivação para a evolução da proposta deste trabalho é a pesquisa, promovida pela Deloitte (2012), que previa em 2013 uma base instalada de televisores com conectividade integrada ultrapassando os 100 milhões de aparelhos e, ao final da

década, a grande maioria dos novos aparelhos incorporando conectividade nos dois sentidos.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABNT. **NBR15602-1. Televisão Digital Terrestre – Codificação de vídeo, áudio e multiplexação, Parte 1: Codificação de vídeo.** Associação Brasileira de Normas Técnicas. Rio de Janeiro. 2007.

ARF. Advertising Research Foundation, 2009. Disponível em: <<http://www.thearf.org/>>. Acesso em: 23 nov. 2010.

BHATTACHARYA, S.; SCOTT, E.; ARTHUR, M. The phoenix rises from the ashes: Advertising and content monetization in a digital world. **Journal of Digital Asset Management**, 2006. 269 a 278.

BIGNELL, J. **An Introduction to television studies.** London: Routledge, 2003.

BOLANO, C. R. S.; BRITTOS, V. C. **Competitividade e estratégias operacionais das redes de televisão brasileiras: O quadro pré-digitalização.** Comunicação e política. Rio de Janeiro: [s.n.], 2003.

BRITTOS, V. C. Inovação e movimentos estruturantes na fase de multiplicidade da oferta da TV brasileira. **1º Encontro Nacional da Rede Alfredo de Carvalho**, Rio de Janeiro : Centro Universitário Carioca - UniCarioca, 2003.

BURIOL, L. S. Algoritmo Memético para o Problema do Caixeiro Viajante Assimétrico como parte de um Framework para Algoritmos Evolutivos. **Dissertação (Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica) - UNICAMP - Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação**, Campinas - SP, Fev 2000.

CONCILIO, R. Contribuições à Solução de Problemas de Escalonamento pela Aplicação Conjunta de Computação Evolutiva e Otimização com Restrições. **Dissertação (Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica) - UNICAMP - Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação**, Campinas - SP, Dezembro 2000.

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

CRINON, R. J. et al. Data Broadcasting and Interactive Television. **Proceedings of the IEEE**, v. 94, p. 102 - 118, jan. 2006. ISSN 0018-9219.

DAWKINS, R. The Selfish gene. **Oxford University Press**, Oxford, 1976.

DELLOITE. **Delloite Research**, 2012. Disponível em: <<http://www.deloitte.com/research>>. Acesso em: 07 maio 2013.

DETI. Departamento de Engenharia de Teleinformática. **Centro de Tecnologia da Universidade Federal do Ceará**, 2013. Disponível em: <http://www.deti.ufc.br/~pimentel/disciplinas/ica_files/Documentos/Algoritmos_Geneticos.pdf>. Acesso em: 05 maio 2013.

FIRSKOWSKI, H. Generalização Cartográfica de Grades Retangulares Regulares Baseadas na Teoria Matemática da Comunicação. **Tese de Doutorado em Ciências Geodésicas - UFPR Universidade Federal do Paraná**, Curitiba -PR, 2002.

FREDRICH, A. P. Um estudo sobre algoritmos meméticos e sua eficiência em relação aos algoritmos genéticos. **Trabalho de Conclusão - Graduação de Ciência da Computação - Universidade Estadual do Oeste do Paraná**, Cascavel - PR, 2010.

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

GAWLINSKI, M. **Interactive television production**. Oxford: Focal Press, 2003.

GENDREAU, M.; LAPORTE, G.; POTVIN, J. Y. Metaheuristics for the Capacitated VRP. In: TOTH, P.; VIGO, D. **The Vehicle Routing Problem**. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2002.

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

GLOVER, F.; LAGUNA, M. **Tabu Search**. Boston: Kluwer Academic. 382 p. ISBN 0-7923-9965-X.: [s.n.], 1997.

GOLDBERG, D. E. **Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning**. University of Michigan: Addison-Wesley Pub. Co. 1989.

GÓMEZ, A. T. et al. **PLATAFORMA DE CONVERGÊNCIA DIGITAL IPTV/TV DIGITAL**. Unisinos. São Leopoldo, p. 74. 2011.

GRACIOSA, H. M. M. **Tutorial TV Digital no Brasil**, 2003. Disponível em: <<http://www.teleco.com.br/tutoriais/tutorialtvd2/default.asp>>. Acesso em: 15 jul. 2011.

GREENBERG, B. Shifting distinctions - Evolution of web, technology blurs channels. **Adweek v.47, n.17**, 24 abr 2006. 11.

GRIFFTS, A. **Digital Television Strategies**. New York: Paulgrave Macmillan, 2003.

HIETANEN, H. A.; TURPEINEN, M. **The Changing Dynamics of Television Advertising**. Euro ITV 10':Proceedings of the 8th international interactive conference on Interactive TV&Video. New York, NY, USA: ACM 2010. 2010. p. 237-246.

HOLLAND, J. H. **Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence**. 1. ed. Michigan: University of Michigan Press, 1975.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios - 2011**, 2011. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/populacao/trabalhoerendimento/pnad2011/default.shtm>>. Acesso em: 23 maio 2013.

IKEDA, P. A. Monografia IME USP - Introdução aos Algoritmos Genéticos, 2009. Disponível em: <<http://www.ime.usp.br/~gold/cursos/2009/mac5758/PatriciaGenetico.pdf>>. Acesso em: 05 set. 2013.

INTERMEIOS. Projeto Inter-Meios, 2013. Disponível em: <<http://www.projetointermeios.>>. Acesso em: 28 maio 2013.

JANG, H. Y.; NOH, M. J. Customer acceptance of IPTV service qualit. **International Journal of Information Management**, abr. 2011. ISSN 0268-4012.

KRASNOGOR, N.; SMITH, J. A tutorial for competent memetic algorithms: Model Taxonomy, and design issues. **IEEE Transactions on Evolutionary Computing**, v. 9, n. 5, 2005.

LEAL FILHO, L. L. A nova televisão brasileira. **Revista Adusp**, São Paulo, v. 42, p. 56, jan 2008.

LEISS, W. et al. **Social Communication in Advertising: Consumption in the Mediated Marketplace**. London: Routledge, 2005.

LEKAKOS, G.; GIAGLIS, G. M. Delivering personalized advertisements in digital television: A Methodology an empirical evaluation. **Proceedings of the AH' 2002 Workshop on Personalization in Future TV**, 2002.

LINDER, R. **Algoritmos Genéticos - Uma Importante Ferramenta da Inteligência Computacional**. 2. ed. Rio de Janeiro: Brasport, 2008. ISBN 978-85-7452-373-6.

LOPES, L. C. **O culto às mídias: interpretação, cultura e contratos**. São Carlos: UFSCAR, 2004.

LÜ, Z.; HAO, J. Adaptive Tabu Search for course timetabling. **European Journal of Operational Research** , 200(1):235-244, 2010.

MALLOZI, M. F.; LEVIN, T. TV se Mostra 60% Mais Eficiente que Internet e Mídia Impressa, 2009. Disponível em: <<http://www.propmark.com.br/publicue/cgi/cgilua.exe/sys/start.htm?infoid=51204&sid=4>>. Acesso em: 23 nov 2010.

MATTOS, S. **História da televisão brasileira: uma visão econômica, social e política**. Petrópolis: Vozes, 2002.

MCCRACKEN, G. Who is the celebrity endorser? cultural foundations of the endorsement process. **Journal of Consumer Research**, 1989.

MERZ, P.; FREISELEBEM, B. A comparison of memetic algorithms, tabu search, and ant colonies for the quadratic assignment problem. **Proc. Congress on Evolutionary Computation**, 1999. 2063-2070.

META PESQUISA DE OPINIÃO. Hábitos de Informação e Formação de Opinião da População Brasileira, Relatório de Pesquisa Quantitativa. **SECOM Secretaria de Comunicação Social da Presidência da República**, Canoas - RS, 2010. Disponível em: <<http://www.secom.gov.br/pesquisas/2010-12-habitos-ii/2010-12-habitos-de-informacao-e-formacao-de-opiniao-da-populacao-brasileira-ii.pdf>>. Acesso em: 05 maio 2013.

MINISTÉRIO DA JUSTIÇA. **PORTARIA nº 1.220, de 11 de julho de 2007**. Brasília - DF: Secretaria Nacional de Justiça, Departamento de Justiça, 2007.

MIYAZAWA, F. K. **Otimização Combinatória**, 2011. Disponível em: <<http://www.ic.unicamp.br/~fkm/problems/combopt.html>>. Acesso em: 19 jul. 2011.

MOGNON, V. R. Algoritmos Genéticos Aplicados na Otimização de Antenas. **Dissertação (Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica) - UFPR - Universidade Federal do Paraná**, Curitiba - PR, 2004.

MOSCATO, P. On evolution, search, optimization, genetic algorithms and martial arts: Towards memetic algorithms. **C3P-Caltech Concurrent Computation Program**, n. 826, 1989.

MOSCATO, P. Problemas de Otimização NP, Aproximabilidade e Computação Evolutiva: da Prática à Teoria. **Tese (Tese de Doutorado) - UNICAMP - Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação**, Campinas -SP, Mar 2001.

MOSCATO, P.; COTTA, C. Una introducción a los algoritmos meméticos. **Revista Iberoamericana de Inteligência Artificial**, p. 131-148, 2003.

NESI, L. C. Modelo Hipermídia para Geração Layout de Interface de Aplicações. **Dissertação (Mestrado) - UNISINOS - Universidade do Vale do Rio dos Sinos**, São Leopoldo, 2014.

NEWAL, J. P. **Híbrid Methods for Automated Timetabling**. Nothingam, UK: PHD Thesis, University of Nothingham, Department of Computer Science, 2000.

OWEN, B. M. The Internet challenge to television. **Harvard University Press**, Cambridge, 1999.

PAPADIMITRIOU, C. H.; STEIGLITZ, K. **Combinatorial optimization: algorithms and complexity**. Upper Saddle River, New Jersey, USA: Prentice-hall, Inc., 1982.

POLTOSI, M. R. **Elaboração de Escalas de Trabalho de Técnicos de Enfermagem com Busca Tabu e Algoritmo Genético**. PROGRAMA INTERDISCIPLINAR DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO APLICADA – PIPCA MESTRADO ACADÊMICO DISSERTAÇÃO DE MESTRADO. São Leopoldo. 2007.

REEVES, C. Genetic Algorithms. In: GLOVER, F.; KOCHEMBERGER, G. A. **Handobook of Metaheuristics**. [S.l.]: Kluwer Academic Publishers, 2003.

REIS, S. D.; PROENÇA, A.; PROENÇA JÚNIOR, D. Modelo de Negócio: um exercício conceitual sobre o caso TV aberta x TV por assinatura. **Encontro Nacional de Engenharia de Produção**, Ouro Preto, 2003.

RESEARCH AND MARKETS. IPTV Global Forecast: 2011 to 2015 Report, 2012. Disponível em: <http://www.researchandmarkets.com/reports/2074836/iptv_global_forecast_2011_to_2015_report>. Acesso em: 20 maio 2013.

ROSS, P.; FANG, H.; CORNE, D. Fast Pratical Evolutionary Timetabling. **Departamento de IA Universidade de Edinburg**, Edinburg, Scotland, 2000.

SCHULTZ, D. E. Media synergy: The next frontier in a multimedia marketplace. **Journal of Direct Data and Digital Marketing Practice**, v. 8, 2006.

SIMAS, E. P. L. **Utilizando Busca Tabu na Resolução do Problema de Roteamento de Veículos**. Dissertação (Mestrado em Computação Aplicada) – Programa Interdisciplinar de Pós-Graduação em Computação Aplicada. São Leopoldo, RS: [s.n.]. 2007.

STROZENBERG, A.; MACHADO, A. Publicidade e Televisão. In: MACEDO, C. . F. A. . A. C. J. M. D. **TV ao Vivo: Depoimentos**. São Paulo: Brasiliense, 1988.

TALBI, E. **Metaheuristics: From Design to Implementation**. ISBN:0470278587. United States: Wiley, 2009.

TORRES, V. Metodologia para Detecção de Perfis de Usuários para TV Digital Interativa. **(Dissertação de Graduação em Ciência da Computação)- UDESC Universidade do Estado de Santa Catarina, Centro de Ciências Tecnológicas, Departamento de Ciência da Computação**, Joinville - SC, 2010.

TV RIOSUL. Riosul Net - Comercial. **Riosul Net - Globo.com**, 2013. Disponível em: <http://riosulnet.globo.com/web/page/televisao_comercial_precos.asp?cod=14>. Acesso em: 02 maio 2013.

VIANA, V. **Metaheurísticas e Programação Paralela em Otimização Combinatória**. Fortaleza: EUFC. 1998.

WALKER, L. L. The Consumption of ads: A pragmatic approach to the use of television advertising. **Dissertação (Mestrado em comunicação Social) - Simon Fraser University**, Vancouver, 1989.

WICKERT, T. I. **Um Sistema para Sugestão e Otimização de Conteúdo Aplicado ao Servidor Multimídia SBTVD**. São Leopoldo: Dissertação (Mestrado) - Universidade do Vale do Rio Dos Sinos. 2012.

WREN, A. Scheduling, timetable and rostering - A special relationship? **First International Conference on Practice and Theory of Automated Timetabling, Springer-Verlang**, p. 46-75, 1996.

APÊNDICE A OBSERVAÇÃO DA PROGRAMAÇÃO

Canal de Televisão : TV GLOBO SÃO PAULO		
Data Observação: 13/03/2014		
hora inicio	Tempo	programação
16:30:00	00:01:15	sessão da tarde romance
16:31:15	00:00:10	propaganda de massa vinculado a programação
16:31:25	00:00:15	propaganda de programação da emissora
16:31:40	00:00:10	propaganda de programação da emissora
16:31:50	00:00:15	propaganda CECRISA - Crédito para negativado
16:32:05	00:14:10	novela caras e bocas
16:46:15	00:00:45	propaganda de programação da emissora (BIG BROTHER)
16:47:00	00:00:05	propaganda guaraná antartica
16:47:05	00:00:05	propaganda elseve p/ cabelos
16:47:10	00:00:05	propaganda cacau show
16:47:15	00:00:05	propaganda cerveja skol
16:47:20	00:00:05	propaganda sabão em pó omo
16:47:25	00:00:05	propaganda fiat
16:47:30	00:00:30	propaganda sadia
16:48:00	00:00:30	propaganda venish
16:48:30	00:00:15	propaganda sapatos femininos colosh
16:48:45	00:00:15	propaganda amaciante confort
16:49:00	00:00:30	propaganda pernambucanas roupa feminia
16:49:30	00:00:15	propaganda chocolate stikers para jovens
16:49:45	00:00:30	propaganda claro galaxy sansumg celular e plano internet
16:50:15	00:00:30	propaganda visa
16:50:45	00:00:15	propaganda da novela alen do horizonte
16:51:00	00:00:15	propaganda de peça de teatro do tim maia
16:51:15	00:00:15	propaganda liquida já dicio
16:51:40	00:00:25	propaganda de programação da emissora
16:51:45	00:00:05	propaganda suco frisco
17:00:05	00:08:20	novela caras e bocas
17:00:35	00:00:30	propaganda lancheria Bobs
17:00:50	00:00:15	propaganda CECRISA - Crédito para negativado
17:01:05	00:00:15	propaganda lavalouça IPE
17:01:20	00:00:15	propaganda pastilhas eno
17:01:35	00:00:15	propaganda filme rio desenho animado
17:02:05	00:00:30	propaganda sardinhas coqueiro
17:02:25	00:00:20	propaganda programação emissora (malhação)
17:02:55	00:00:30	propaganda colchoes ortobom
17:03:10	00:00:15	propaganda óticas carol
17:03:40	00:00:30	propaganda colgate

17:04:10	00:00:30	propaganda celular moto G
17:04:25	00:00:15	propaganda desinfetante heirpic
17:04:55	00:00:30	propaganda lojas C&A
17:05:40	00:00:45	propaganda programação emissora (caldeira do Hulk)
17:18:25	00:12:45	novela caras e bocas
17:18:40	00:00:15	propaganda programação emissora (doce de mãe)
17:18:50	00:00:10	propaganda habibs
17:19:05	00:00:15	propaganda inseticida SBP
17:19:20	00:00:15	propaganda de hidratante para o cabelo
17:19:50	00:00:30	propaganda produtos seara
17:20:00	00:00:10	propaganda programação emissora (rede globo)
17:20:35	00:00:35	propaganda remédio Advil p/ dores
17:21:05	00:00:30	propaganda programação emissora (meninas malvada)
17:21:35	00:00:30	propaganda yogurte greko da nestle
17:21:50	00:00:15	propaganda catalogo de produtos da copa
17:22:20	00:00:30	propaganda copa (mastercard)
17:22:35	00:00:15	propaganda programação emissora (malhação)
17:22:50	00:00:15	propagande de peça de teatro adulto
17:23:05	00:00:15	propagande chocolate hershey
17:23:15	00:00:10	propaganda do cd da claudia leite
17:23:45	00:00:30	propaganda da detol (sabão liquido p/ crianças)
17:24:20	00:00:35	propaganda programação emissora (domingão do faustão)
17:51:55	00:27:35	novela caras e bocas
17:52:00	00:00:05	propaganda programação emissora
17:52:15	00:00:15	propaganda CECRISA - Crédito para negativado
17:52:45	00:00:30	propaganda programação emissora
17:52:50	00:00:05	propaganda programação emissora
17:53:05	00:00:15	propaganda chocolate stikers para jovens
18:06:35	00:13:30	Malhação
18:06:55	00:00:20	propaganda programação emissora (joia rara)
18:07:25	00:00:30	propaganda lancheria Bobs
18:07:40	00:00:15	propaganda ingles fisk
18:07:55	00:00:15	propaganda bom negócio
18:08:25	00:00:30	propaganda lapaloza festival de musica jovem
18:08:30	00:00:05	propaganda cerveja skol
18:08:35	00:00:05	propaganda pepsí
18:08:40	00:00:05	propaganda chevrolet onix
18:08:50	00:00:10	propaganda habibs
18:09:20	00:00:30	propaganda pernambucanas roupa feminina
18:09:50	00:00:30	propaganda vigor requeijão
18:09:55	00:00:05	propaganda programação emissora (big brother)
18:10:05	00:00:10	propaganda programação emissora (doce de mãe)
18:10:35	00:00:30	propaganda lapaloza festival de musica jovem
18:10:40	00:00:05	propaganda cerveja skol
18:10:45	00:00:05	propaganda cerveja skol

18:10:50	00:00:05	propaganda pepsi
18:11:20	00:00:30	propaganda chevrolet onix
18:11:50	00:00:30	propaganda burger king
18:12:00	00:00:10	propaganda programação emissora (JN)
18:23:30	00:11:30	Malhação
18:23:35	00:00:05	propaganda chocolate stickers para jovens
18:36:50	00:13:15	joia rara
18:37:20	00:00:30	propaganda programação emissora (JN)
18:37:50	00:00:30	propaganda sadia
18:38:20	00:00:30	propaganda casas bahia
18:38:30	00:00:10	propaganda kibom
18:39:00	00:00:30	propaganda programação emissora (Globo Educação)
18:39:30	00:00:30	propaganda renault sandero
18:40:00	00:00:30	propaganda mastercard
18:40:15	00:00:15	propaganda NET
18:40:45	00:00:30	propaganda programação emissora (F1)
18:40:50	00:00:05	propaganda santander
18:40:55	00:00:05	propaganda cerveja skin
18:41:00	00:00:05	propaganda petrobras
18:41:05	00:00:05	propaganda mastercard
18:41:10	00:00:05	propaganda renault sandero
18:41:15	00:00:05	propaganda tim operadora de celular
18:48:35	00:07:20	joia rara
18:49:05	00:00:30	propaganda programação emissora (JN)
18:49:20	00:00:15	propaganda ração pedigree
18:49:50	00:00:30	propaganda itau seguros
18:50:05	00:00:15	propaganda loja de esportes centauro
18:50:20	00:00:15	propaganda Vim mata germes p/ banheiro
18:50:50	00:00:30	propaganda intelbras cameras de segurança
18:51:20	00:00:30	propaganda nissan
18:51:35	00:00:15	propaganda centrun vitaminas
18:52:05	00:00:30	propaganda lojas extra moda feminina
18:52:35	00:00:30	propaganda programação emissora (em família)
19:01:10	00:08:35	joia rara
19:01:15	00:00:05	propaganda programação emissora (BBB)
19:01:25	00:00:10	propaganda programação emissora (Doce mamãe)
19:01:40	00:00:15	propaganda suco ades
19:01:45	00:00:05	propaganda programação emissora (Doce mamãe)
19:02:10	00:00:25	propaganda programação emissora (opa do mundo)
19:02:15	00:00:05	propaganda cervaja brahma
19:02:20	00:00:05	propaganda cervaja brahma
19:02:25	00:00:05	propaganda cervaja brahma
19:02:30	00:00:05	propaganda itau seguros
19:02:35	00:00:05	propaganda leite em pó ninho
19:02:40	00:00:05	propaganda magazine luiza

19:02:55	00:00:15	propaganda netflix
19:03:10	00:00:15	propaganda china in box
19:03:25	00:00:15	propaganda neosaldina
19:03:55	00:00:30	propaganda fiat
19:04:10	00:00:15	propaganda site catho de empregos
19:04:40	00:00:30	propaganda ponto frio
19:05:10	00:00:30	propaganda programação emissora (JN)
19:14:25	00:09:15	joia rara
19:14:30	00:00:05	propaganda crem elseve p/ cabelos
19:14:40	00:00:10	propaganda santander
19:26:05	00:11:25	jornal nacional (local)
19:26:35	00:00:30	propaganda casas bahia
19:27:05	00:00:30	propaganda desodorante old spice
19:27:35	00:00:30	propaganda net shoes
19:28:05	00:00:30	propaganda nissan
19:28:35	00:00:30	propaganda claro galaxy sansumg celular e plano internet
19:29:05	00:00:30	propaganda sadia margarina qualy
19:34:55	00:05:50	jornal nacional (local)
19:35:00	00:00:05	propaganda santander
19:42:55	00:07:55	alem do horizonte

APÊNDICE B EVOLUÇÃO DETALHADA DAS FUNÇÕES OBJETIVO

	inicial	melhor	algoritmo	instância	melhora
geração	1	4301	AG	PE	
MH	6.899,60	12.126,90	AG	PE	75,76%
TS	2.284,41	4.053,18	AG	PE	77,43%
TP	2.881,92	4.904,67	AG	PE	70,19%
TV	1.733,32	3.169,05	AG	PE	82,83%
geração	1	146	BT	PE	
MH	5.957,80	6.285,90	BT	PE	5,51%
TS	1.953,92	2048,49	BT	PE	4,84%
TP	2.534,38	2628,02	BT	PE	3,69%
TV	1.469,49	1709,39	BT	PE	16,33%
geração	1	5885	AM	PE	
MH	6.766,55	12.190,10	AM	PE	80,15%
TS	2.340,65	4640,19	AM	PE	98,24%
TP	2.880,72	5469,30	AM	PE	89,86%
TV	1.545,18	2080,61	AM	PE	34,65%
geração	1	5761	AG	ME	
MH	12.468,70	21.148,50	AG	ME	69,61%
TS	4.033,33	6.708,12	AG	ME	66,32%
TP	5.476,31	9.427,75	AG	ME	72,16%
TV	2.959,05	5.012,59	AG	ME	69,40%
geração	1	1792	BT	ME	
MH	10.893,40	11.531,30	BT	ME	5,86%
TS	3.452,92	3.501,17	BT	ME	1,40%
TP	4.867,38	4.910,06	BT	ME	0,88%
TV	2.573,10	3.120,07	BT	ME	21,26%
geração	1	6278	AM	ME	
MH	12.509,27	21.602,20	AM	ME	72,69%
TS	3.999,68	6.941,09	AM	ME	73,54%
TP	5.460,93	9.583,30	AM	ME	75,49%
TV	3.048,66	5.077,80	AM	ME	66,56%
geração	1	6031	AG	LE	
MH	20.228,30	27.126,30	AG	LE	34,10%
TS	5.217,74	7.476,01	AG	LE	43,28%
TP	10.585,70	13.914,80	AG	LE	31,45%
TV	4.424,88	5.735,42	AG	LE	29,62%
geração	1	204	BT	LE	
MH	18.571,40	19.238,90	BT	LE	3,59%
TS	4.711,19	5.110,20	BT	LE	8,47%
TP	9.810,70	9.878,17	BT	LE	0,69%
TV	4.049,54	4.250,53	BT	LE	4,96%

geração	1	6635	AM	LE	
MH	20.251,50	28.075,20	AM	LE	38,63%
TS	5.172,95	8.775,80	AM	LE	69,65%
TP	10.700,20	13.248,95	AM	LE	23,82%
TV	4.378,35	6.050,45	AM	LE	38,19%