

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Técnicas de Otimização Não-Linear Aplicadas a Algoritmos DSM

Darlene Maciel Neves

Belém, PA

2007

Técnicas de Otimização Não-Linear Aplicadas a Algoritmos DSM

Autor(a): Darlene Maciel Neves

Orientador: Aldebaro Barreto da Rocha Klautau Júnior

Dissertação submetida à avaliação da Banca Examinadora aprovada pelo colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Pará e julgada adequada para a obtenção do Grau de Mestre em Engenharia Elétrica. Área de concentração: **Engenharia de Telecomunicações**.

Belém, PA

2007

Técnicas de Otimização Não-Linear Aplicadas a Algoritmos DSM

Darlene Maciel Neves

Banca Examinadora

Prof. Dr. Aldebaro Barreto da Rocha Klautau Júnior
(Orientador - UFPA)

Prof. Dr. Antônio Marcos de Lima Araújo
(Membro - IESAM)

Prof. Dr. Evaldo Gonçalves Pelaes
(Membro - UFPA)

Prof. Dr. Ronaldo de Freitas Zampolo
(Membro - UFPA)

Visto

Prof. Dr. Evaldo Gonçalves Pelaes
(Coordenador PPGEE/ITEC/UFPA)

Está um dia quente hoje...

... mas não tão quente quanto ano passado.

Agradecimentos

Primeiramente, agradeço a Deus por tudo e principalmente por colocar pessoas maravilhosas no meu caminho, sempre.

À minha família Mecnas, Eunice, Samuel e Denise por todo carinho e amor durante tanto tempo.

Aos professores membros da banca examinadora Aldebaro, Antônio Marcos, Pelaes e Zampolo pelas valiosas contribuições.

Agradeço em especial ao meu orientador, Aldebaro, que não mediu esforços para dar todo o apoio e orientação para o desenvolvimento deste trabalho.

Aos professores João, Agostinho e Gervásio por gerenciarem conhecimentos com o grupo LQ e DSM.

À Lilian por se fazer presente durante a minha ausência. Obrigadíssima.

À Liane por tornar nossas vidas mais fáceis ao cuidar de assuntos administrativos.

Ao grupo LQ, especialmente ao Edson, Claudomiro, Roberto e Jacklyn pelo companheirismo durante as medições.

Aos amigos Johelden, Müller, Rodrigo Bastos, Harney e Rodrigo D'agosto por vivenciarem o grupo DSM. Especialmente ao Márcio Murilo e Eduardo Medeiros pela contribuição no artigo do SPIE.

Agradeço em especial à Neiva pelo trabalho conjunto na realização das medições no LABIT e a Cláudia por todo apoio, compreensão e amizade durante as simulações e durante o dia-a-dia em laboratório.

Aos membros do LaPS, em especial aos amigos Adalbery, Yomara, Rosal, Jefferson, Tales, Patrick, Igor e André pela amizade e pela dedicação ao LaPS.

À UFPA, Ericsson e ao PPGEE pelo suporte durante todo o mestrado.

Resumo

Esta dissertação apresenta os algoritmos considerados estado-da-arte para gerenciamento dinâmico de espectro (DSM). As técnicas de otimização utilizadas nos algoritmos DSM são abordadas e brevemente discutidas para melhor entendimento, descrição e comparação dos algoritmos. A análise comparativa entre os algoritmos foi realizada considerando o ganho em taxa (kbps) obtido em simulações. Para tanto, foi realizado em laboratório um conjunto de medições de função de transferência direta e de acoplamento, posteriormente utilizadas nas simulações dos algoritmos IWF, ISB e SCALE. Os resultados obtidos nas simulações através do uso das funções de transferência medidas, mostraram melhor desempenho quando comparados aos demais resultados ao considerar funções de transferência obtidas a partir do padrão 1% pior caso, resultado este reflexo da aproximação 1% em que os pares apresentam maiores níveis de crosstalk em todas as frequências da função de transferência. Dentre os algoritmos comparados, o ISB e SCALE obtiveram desempenho semelhantes em canais padronizados, ficando o IWF com o desempenho próximo ao SSM. No entanto, nas simulações em cenários com canais medidos, os três algoritmos tiveram ganhos muito próximos devido ao baixo nível de *crosstalk*.

Abstract

This M.Sc. thesis presents state-of-art algorithms for dynamic spectrum management (DSM). The strategy and description of each DSM algorithm are presented and briefly discussed as well as a comparative analysis between them for better understanding. This analysis was conducted considering the rate gain (kbps) obtained from computer simulations and the results are presented by tables and rate region curves. Additionally, it was conducted in laboratory a set of direct and coupling transfer function measurements. Later on, those measurements were used during DSM algorithms simulations; this dissertation focused in the IWF, ISB and SCALE algorithms. The results obtained from the transfer function measurements showed better performance compared to the results with transfer function 1% worst-case model. The later considers 1% of pairs present the biggest crosstalk level in all transfer function frequencies. In the case where standardized channels were employed, ISB and SCALE obtained similar performances whereas IWF had a performance quite similar to SSM. On the other hand, these three algorithms had similar gain in simulations evolving the measured channels because the low crosstalk level.

Lista de Figuras

2.1	Exemplo de uma função convexa, x^2 , a qual satisfaz a condição da Equação (2.1).	21
2.2	Regiões de taxa não-convexa e convexa.	22
2.3	Gráfico da curva $f(x_1, x_2) = (x_1 - 2)^4 + (x_1 - 2x_2)^2$	29
2.4	Curvas de nível da função $f(x_1, x_2) = (x_1 - 2)^4 + (x_1 - 2x_2)^2$	30
2.5	Sub-gradientes g_1 e g_2 de $f(x)$ no ponto x_1	30
3.1	Curva gerada a partir da Equação (3.6) para um <i>gap</i> de 0, 6 e 12 dB.	37
3.2	Curva gerada a partir da Equação (3.6) para um <i>gap</i> de 0 dB a fim de ilustrar a regra prática do aumento de 3 dB por bit extra.	37
3.3	Ilustração das interferências NEXT e FEXT causadas em um <i>binder</i>	38
3.4	Taxa (bps) para o usuário $n = 1$ sem <i>crossstalk</i>	40
3.5	<i>Water-filling</i> para o exemplo com canal direto de $[1; 0, 1]$, com $\Gamma\sigma^1/g^1 = 0,2 \times 10^{-16}$, $\Gamma\sigma^2/g^2 = 2 \times 10^{-16}$ e $P^{\max} = 4 \times 10^{-16}$ W.	41
3.6	Taxa (bps) do usuário 1.	44
3.7	Taxa (bps) do usuário 2.	44
3.8	Soma das taxas $R_1 + R_2$ (bps).	45
3.9	Região de taxa para o usuário 1, a variação em cor indica a potência total e os quadrados indicam dois pontos onde a potência total corresponde a 2×10^{-7} W.	46
3.10	Região de taxa para o usuário 2, a variação em cor indica a potência total e os círculos indicam dois pontos onde a potência total corresponde a 2×10^{-7} W.	46
3.11	Região de taxa com variação em cor indicando a soma da potência total de cada usuário, a estrela em vermelho indica dois pontos onde a potência total corresponde a 4×10^{-7} W.	47
4.1	Cenário 1 utilizado para a medição de função de transferência direta e acoplamento. Em vermelho, o efeito de acoplamento FEXT gerado.	57

4.2	Cenário 2 utilizado para a medição de função de transferência direta e acoplamento. Em vermelho, o efeito de acoplamento FEXT gerado.	57
4.3	Aparato utilizado nas medições.	58
4.4	Módulo e fase das funções de transferência direta medida para o cenário 1.	59
4.5	Módulo das funções de transferência de acoplamento FEXT medidas e padronizadas para o cenário 1.	59
4.6	Módulo das funções de transferência direta medidas para o cenário 2.	60
4.7	Módulo das funções de transferência de acoplamento FEXT medidas e padronizadas para o cenário 2.	60
4.8	Módulo das funções de transferência de acoplamento FEXT medidas e padronizadas para o cenário 2.	60
4.9	Cenário utilizado para a simulação do serviço VDSL2 com DSM em Transmissão Upstream.	61
4.10	Região de taxa obtida para a simulação do serviço VDSL2 com DSM em Transmissão Upstream.	62
4.11	Primeiro cenário utilizado para a simulação descrita na Seção 4.3.1.	63
4.12	Segundo cenário utilizado para a simulação descrita na Seção 4.3.1.	63
4.13	Cenário utilizado para a simulação com serviço VDSL2 com DSM em Transmissão Downstream.	67
4.14	Região de taxa obtida para os algoritmos IWF, ISB e SCALE utilizando serviço VDSL2 com transmissão downstream e canais padronizados.	67
4.15	Região de taxa obtida para os algoritmos IWF, ISB e SCALE utilizando serviço VDSL2 com transmissão downstream e canais medidos.	68

Lista de Tabelas

2.1	Algoritmo do Método do Gradiente	29
2.2	Algoritmo do Método do Sub-gradiente	31
3.1	Algoritmo <i>Iterative Water-Filling</i> - IWF	49
3.2	Algoritmo <i>Optimal Spectrum Balancing</i> - OSB	51
3.3	Algoritmo <i>Iterative Spectrum Balancing</i> - ISB	52
3.4	Algoritmo <i>Successive Convex Approximation for Low Complexity</i> - SCALE	54
3.5	Análise comparativa dos algoritmos IWF, OSB, ISB e SCALE	54
4.1	Lista de Cabos	58
4.2	Taxa de bits (Mbps) com canais medidos e padronizados utilizados na simulação para o cenário descrito na Figura 4.11 sem DSM.	64
4.3	Taxa de bits (Mbps) com canais medidos e padronizados utilizados na simulação para o cenário descrito na Figura 4.12 sem DSM.	64
4.4	Taxa de bits (Mbps) utilizando algoritmos DSM com canais medidos.	65
4.5	Taxa de bits utilizando algoritmos DSM com canais padronizados.	66

Lista de Siglas

ADSL - Asymmetrical Digital Subscriber Lines

AWG - American Wire Gauge (diâmetro ou bitola do cabo)

AWGN - Additive White Gaussian Noise

BER - Bit Error

CO - Central Office (provedora de serviços)

CPE - Customer Premise (modem ou equipamento do usuário)

DMT - Discrete Multi-Tone

DSL - Digital Subscriber Line (enlace digital para assinantes)

DSM - Dynamic Spectrum Management (gerenciamento dinâmico de espectro)

FDD - Frequency Duplex Division (duplexação por divisão de frequência)

FEXT - Far-End Crosstalk

FFT - Fast Fourier Transform

IFFT - Inverse Fast Fourier Transform

NEXT - Near-End Crosstalk

POTS - Plain Old Telephone Service

PSD - Power Spectral Density

QAM - Quadrature Amplitude Modulation

VDSL - Very High Speed Digital Subscriber Lines

RF - Radio Frequency

RT - Remote Terminal (terminal remoto)

SMC - Spectrum Management Center

xDSL - Família de serviços DSL

SNR - Signal to Noise Rate (relação sinal ruído)

SSM - Static Spectrum Management (gerenciamento estático de espectro)

Sumário

Lista de Figuras	ix
Lista de Tabelas	xi
Glossário	xii
1 Introdução	17
1.1 Motivação do Trabalho	17
1.2 Contribuições do Trabalho	18
1.3 Estrutura da Dissertação	19
2 Otimização Não-Linear	20
2.1 Introdução	20
2.2 Convexidade	20
2.3 Mínimo e Máximo Global	22
2.4 Problemas de Otimização Restrita	23
2.5 Dualidade de Lagrange e Condições de KKT	23
2.5.1 Decomposição Dual de Lagrange	26
2.6 Métodos de Busca	27
2.6.1 Busca Exaustiva	27
2.6.2 Método do Gradiente	28
2.6.3 Método do Sub-gradiente	30
2.7 Considerações Finais	32
3 Gerenciamento de Espectro e Algoritmos DSM	33
3.1 Introdução	33

3.2	Sistema de Transmissão Multi-usuário	33
3.2.1	Crosstalk	38
3.3	Gerenciamento Estático de Espectro - SSM	39
3.4	Gerenciamento Dinâmico do Espectro - DSM	42
3.4.1	Algoritmos DSM	47
3.4.1.1	Algoritmo <i>Iterative Water-Filling</i> - IWF	48
3.4.1.2	Algoritmo <i>Optimal Spectrum Balancing</i> - OSB	49
3.4.1.3	Algoritmo <i>Iterative Spectrum Balancing</i> - ISB	51
3.4.1.4	Algoritmo <i>Low-Complexity Distributed</i> - SCALE	52
3.5	Considerações Finais	55
4	Resultados	56
4.1	Introdução	56
4.2	Medições de Função de Transferência	56
4.2.1	Equipamentos e Configuração de Medição	58
4.3	Simulações	61
4.3.1	Serviço VDSL2 com DSM em Transmissão Upstream	61
4.3.2	Múltiplos Serviços DSL sem DSM em Transmissão Downstream	62
4.3.3	Múltiplos Serviços DSL com DSM em Transmissão Downstream	65
4.3.4	Serviço VDSL2 com DSM em Transmissão Downstream	66
4.4	Considerações Finais	69
5	Conclusão	70
5.1	Sobre as Técnicas de Otimização abordadas nos Algoritmos DSM	70
5.2	Sobre os Algoritmos DSM abordados nesta Dissertação	71
5.3	Sobre as Medições de Função de Transferência de Acoplamento e de Crosstalk	71
5.4	Sobre os Resultados Obtidos nas Simulações	72
5.5	Trabalhos Futuros	72
	Referências Bibliográficas	74
	Trabalhos Publicados Pelo Autor	74

Capítulo 1

Introdução

1.1 Motivação do Trabalho

A rede telefônica foi amplamente difundida no mundo durante o século passado. Tal difusão alcançou desde grandes empresas a usuários comuns, neste caso rompendo barreiras sociais com a popularização deste serviço. Em alguns países, como o Brasil, isso ocorreu devido à privatização de empresas telefônicas, antigas estatais. No Brasil, cerca de 14 milhões de pessoas tem acesso a linhas telefônicas próprias. Dentre elas, 6 milhões são assinantes de serviços DSL (*digital subscriber line* - enlace digital para o assinante) [1].

A tecnologia DSL, também conhecida como internet em banda-larga, é atualmente o meio mais utilizado na obtenção de altas taxas na transmissão e na recepção de dados na linha telefônica. O uso desta tecnologia é facilitado pela estrutura da rede telefônica existente, fator que possui baixo custo, uma condição favorável à prestação deste serviço pelos provedores.

A estrutura da linha telefônica foi projetada apenas para o uso de serviço de voz (POTS), o qual usa uma banda de frequência de aproximadamente de 3,4 kHz. Para este tipo de serviço, em baixas frequências, existe uma interferência conhecida popularmente como linha cruzada, efeito que ocorre devido ao acoplamento eletromagnético entre os pares trançados em um mesmo *binder*¹. Tal efeito não apresenta perdas significativas durante uma chamada telefônica. O mesmo não é possível afirmar para uso de serviço de dados, onde esta interferência é conhecida como *Crosstalk*. A tecnologia DSL é caracterizada por usar bandas de alta frequência, como por exemplo 1,1 MHz, no caso do ADSL [2, 3, 4] e 12 MHz, no caso do VDSL [5, 6, 7]. O efeito do *Crosstalk* é mais nocivo em frequências mais elevadas sendo

¹Consiste de um cabo composto de agrupamentos de pares de fios telefônicos. O número de pares em um *binder* varia entre 10 e 100 pares trançados.

considerado a maior fonte de degradação de desempenho em sistemas DSL [8].

Não é possível evitar a presença do *crosstalk* nos sistemas xDSL, no entanto é possível minimizar os seus efeitos. No domínio de densidade espectral de potência (PSD), é adotada dinamicamente a seguinte estratégia: maximização da PSD de um dado usuário através da manipulação da PSD dos demais usuários, tal estratégia é chamada de DSM (gerenciamento dinâmico do espectro).

O problema de gerenciamento dinâmico de espectro, ou problema DSM, nada mais é do que um problema de otimização não-linear restrita, e por conseguinte, resolvido através da teoria de otimização. O uso de técnicas de otimização é bastante comum em áreas que abrangem desde engenharia à economia, assim como é bastante comum o uso de estratégias matemáticas para evitar problemas não-lineares, não-convexos ou simplesmente, problemas difíceis.

Os algoritmos DSM correspondem às soluções encontradas para problema DSM. Cada algoritmo aborda uma diferente estratégia a fim de evitar a não-linearidade imposta pelo modelamento matemático do problema DSM. Existem soluções consideradas ótimas, sub-ótimas, de baixa complexidade ou altamente complexas. Existem diversos algoritmos para solucionar este problema, no entanto, serão abordados e comparados aqui apenas os algoritmos IWF, OSB, ISB e SCALE, conseqüentemente o termo “algoritmos DSM” utilizados ao longo deste trabalho está relacionado somente a este quatro algoritmos.

1.2 Contribuições do Trabalho

Este trabalho apresenta os principais algoritmos DSM considerados estado-da-arte. Todos os algoritmos abordados apresentam soluções elegantes usando diferentes estratégias de otimização não-linear a fim de minimizar os efeitos do *crosstalk* e resolver o problema de maximização de taxa de usuários DSL. Abaixo, um resumo das principais contribuições desta dissertação.

- Abordagem e discussão sobre os principais conceitos de otimização não-linear empregados nos algoritmos DSM.
- Apresentação de uma notação consistente e uniforme do estado-da-arte em gerenciamento de espectro, visto que os autores dos algoritmos DSM abordam o problema de maximização de taxa de diferentes maneiras e assim utilizando diferentes jargões e notações.

- Comparação de desempenho entre os algoritmos IWF, ISB e SCALE, utilizando canais medidos e canais modelados a partir de um padrão, uma vez que na literatura a comparação entre os algoritmos DSM é feita utilizando apenas canais padronizados e até o momento não havia nenhuma publicação aplicando tais algoritmos em cenários com múltiplos serviços DSL ou utilizando canais calculados.

Deve-se mencionar ainda que esta dissertação foi desenvolvida dentro de um projeto de pesquisa para o desenvolvimento de técnicas do estado-da-arte de gerenciamento de espectro para sistemas DSL. Conseqüentemente, algumas ferramentas de software e a disponibilidade da estrutura de um laboratório, consideradas no decorrer desta dissertação, são resultados de um trabalho em equipe.

1.3 Estrutura da Dissertação

Para bom entendimento e descrição do trabalho desenvolvido, esta dissertação está estruturada como se segue: Capítulo 2 aborda a teoria de otimização não-linear utilizada em algoritmos DSM, fortemente utilizados no capítulo seguinte, o Capítulo 3, que aborda o problema de gerenciamento de espectro estático e dinâmico, modulação DMT e os impactos causados pelo *crosstalk*. O Capítulo 4 apresenta os resultados obtidos nas simulações dos algoritmos DSM evoluindo canais medidos e padronizados para funções de transferência direta e de acoplamento e por último o Capítulo 5 apresenta as considerações finais e conclusões obtidas ao longo deste trabalho. Os resultados apresentados neste capítulo foram publicados em:

- “Evaluation of DSM Performance with Mixed DSL Services and Measured Crosstalk Channel”. Neiva Fonseca, Darlene Neves, Ana Claudia Gomes, Márcio Conte, Boris Dortschy, Klas Ericson, Jaume Rius I Riu, Evaldo Pelaes and Aldebaro Klautau. Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, 03-06 de setembro de 2007, Recife, Pernambuco, Brasil.
- “A Tutorial on Optimization Techniques Applied to DSM Algorithms”. Darlene Maciel Neves, Aldebaro Klautau, Eduardo Medeiros, Márcio Conte, Jacklyn Dias and Boris Dortschy. Proceedings SPIE Broadband Access Communication Technologies II, 09-12 de setembro de 2007, Boston, Massachusetts, EUA.

Capítulo 2

Otimização Não-Linear

2.1 Introdução

Na engenharia muitos problemas podem ser modelados como problemas de otimização convexa, mesmo que algumas manipulações matemáticas sejam necessárias previamente. A vantagem de representar um problema na forma convexa é que, embora a solução analítica possa não existir, ou parecer complexa demais, este ainda pode ser solucionado de forma eficiente tanto na teoria quanto na prática.

Os algoritmos DSM recentemente publicados apresentam diferentes estratégias na solução do problema de maximização de taxa dos usuários DSL, as quais correspondem a essência de cada algoritmo DSM. As estratégias adotadas são expressas matematicamente através do uso de conceitos e aplicações de otimização não-linear, onde diferentes estratégias levam à diferentes resultados. Neste sentido, este capítulo aborda os principais conceitos de otimização não-linear utilizados no desenvolvimento dos algoritmos DSM.

2.2 Convexidade

A convexidade é uma característica desejada nos problemas de otimização tal como a linearidade é desejada em diversos problemas de engenharia. Em otimização, a classificação entre problemas “fáceis” ou “difíceis” não depende da linearidade e sim da convexidade. Problemas convexos constituem a maior subclasse dos problemas de otimização, os quais são eficientes, e muitas vezes, facilmente resolvidos. O mesmo não se pode afirmar para problemas não-convexos, os quais são evitados por apresentarem grande dificuldade na solução.

Geralmente um problema não-convexo é resolvido através de manipulações matemáticas que dão origem a um novo problema, com característica convexa.

Uma função $f(x) : \Re^n \rightarrow \Re$ é dita convexa ou que obedece os critérios de convexidade se satisfaz a seguinte condição:

$$f(\theta x + (1 - \theta) \cdot y) \leq \theta \cdot f(x) + (1 - \theta) \cdot f(y), \quad \forall \theta \in [0, 1]. \quad (2.1)$$

Geometricamente, a Equação (2.1) significa que o segmento de reta ligando os pontos x e y nunca é externo a área delimitada pela função f [9]. O mesmo raciocínio é válido quando o conceito de convexidade é aplicado aos planos ou conjuntos. Existem muitos exemplos de funções convexas, incluindo funções de uma única variável, como por exemplo $|x|$, e^x ou x^2 , esta mostrada na Figura 2.1.

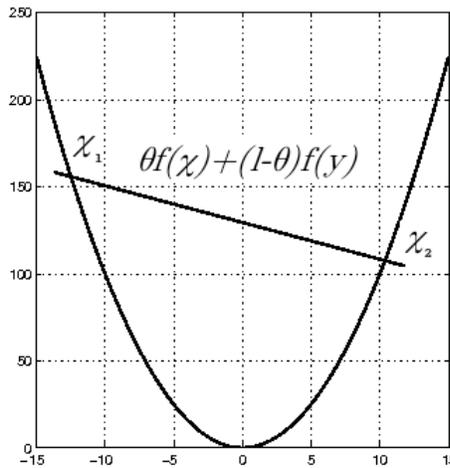


Figura 2.1: Exemplo de uma função convexa, x^2 , a qual satisfaz a condição da Equação (2.1).

A mesma análise da Equação (2.1) é feita para a convexidade das regiões de taxa de um cenário utilizando serviços DSL. A região de taxa é um gráfico de todos os pontos ou combinações de taxas que podem ser alcançadas em um canal multi-usuário, onde os pontos localizados na curva de taxa são considerados ótimos.

A Figura 2.2 mostra duas regiões de taxa obtidas a partir de um algoritmo DSM para o caso de um cenário envolvendo dois usuários, usuário 1 e usuário 2, e suas respectivas taxas, R_1 e R_2 . Nesta figura, observa-se que a curva 2 é convexa para qualquer ponto dentro da região gerada por ela, todavia o mesmo não é verdade para a curva 1, pois o segmento de reta entre os pontos A e B não faz parte da região gerada pela curva.

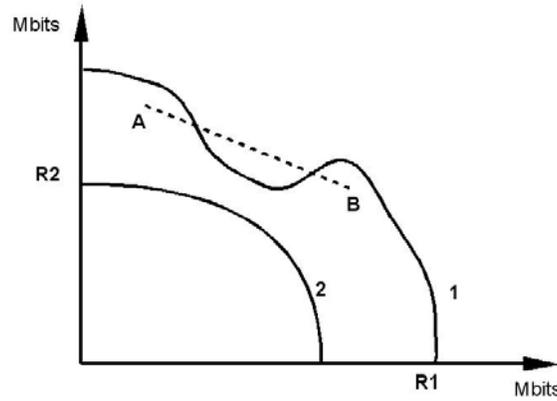


Figura 2.2: Regiões de taxa não-convexa e convexa.

2.3 Mínimo e Máximo Global

Para uma dada função $f(x)$ um ponto x^* é chamado de mínimo global se, e somente se,

$$f(x^*) \leq f(x) \quad \forall x. \quad (2.2)$$

A mesma análise é feita para um ponto caracterizado como máximo global. Um ponto é chamado de máximo global se, e somente se,

$$f(x^*) \geq f(x) \quad \forall x. \quad (2.3)$$

Se um ponto satisfaz a condição da Equação (2.2), apenas para um intervalo de valores ou uma vizinhança, então esse ponto é chamado de *Mínimo Local*. Do mesmo modo para a condição da Equação (2.3), um ponto é chamado de *Máximo Local*.

No exemplo mostrado na Figura 2.1, a função satisfaz a condição da Equação (2.2) para qualquer ponto da curva, a qual apresenta somente uma direção de decrescimento, um único ponto de mínimo local que nesse caso coincide com o mínimo global.

Os problemas de otimização são classificados como problemas de minimização ou maximização. Se o problema for de otimização irrestrita a solução dele será encontrar os pontos de mínimo ou máximo global. Para os problemas de otimização restrita, geralmente a solução dos pontos globais não é satisfeita devido a presença de restrições e assim, a solução do problema é dada pelo mínimo ou máximo local.

2.4 Problemas de Otimização Restrita

Esses problemas são assim chamados por apresentarem restrições em suas formulações. A maioria dos problemas envolvendo variáveis reais apresentam restrições, como é caso do problema de maximização de taxa nos algoritmos DSM, onde a limitação de potência dos modems é considerada por ser uma limitação física. Em alguns casos, a restrição não tem influência alguma em suas soluções, sendo o problema resolvido como se fosse um problema de otimização irrestrita. Em outros casos, a restrição é de fundamental importância na busca pela solução, sendo considerada como limitante do conjunto de pontos factíveis. Considere a seguinte formulação de um problema de otimização

$$\begin{aligned} & \text{minimizar} && f_0(x) \\ & \text{sujeito a} && f_i(x) \leq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m, \\ & && h_j(x) = 0, \quad j = 1, 2, \dots, r, \\ & && x \in S, \end{aligned} \tag{2.4}$$

onde f_0 é chamado de função objetivo ou função de custo, as funções f_i e h_j são chamadas de restrição de desigualdade e igualdade, respectivamente, e S é definido como o conjunto de todas as soluções factíveis. Matematicamente, S é definido de acordo com a Equação (2.5).

$$S = \bigcap_{i=0}^m \text{dom } f_i \bigcap_{j=0}^r \text{dom } h_j \tag{2.5}$$

onde **dom** faz referência ao domínio das funções f_i e h_j . Se x pertencer ao conjunto S , então a solução satisfaz as restrições do problema.

O problema descrito na Equação (2.4) está em sua formulação original sendo assim chamado de *problema primal* por estar no domínio da variável do problema original, isto é, não feita nenhuma mudança de variável ou de domínio de variável. Este problema é dito convexo se as funções f_i são convexas e se h_j são funções afim ou lineares (isto é, da forma $a_j^T x + b_j$) para um $a_j \in \Re$ e se o conjunto S é convexo. A violação de qualquer uma dessas condições resultará em um problema não-convexo e conseqüentemente de difícil solução.

2.5 Dualidade de Lagrange e Condições de KKT

Muitos problemas na literatura são obtidos a partir do problema primal e por isso são chamados de *problema dual*, dentre as diversas formulações de dualidade, a dualidade de Lagrange tem atraído mais atenção do meio acadêmico. A teoria de Lagrange tem conduzido

em grande escala a solução de problemas lineares, não-lineares, convexos e não-convexos. Recentemente a teoria de Lagrange tem sido usada em otimização discreta, onde todas ou algumas variáveis assumem valores inteiros [10]. Considere o seguinte problema de otimização restrita, não necessariamente convexo,

$$\text{minimizar } f_0(x) \quad (2.6)$$

$$\text{sujeito a } f_i(x) \leq 0 \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2.7)$$

$$h_j(x) = 0, \quad j = 1, 2, \dots, r \quad (2.8)$$

$$\lambda \geq 0 \quad (2.9)$$

$$\lambda_i f_i(x) = 0, \quad \forall i = 1, 2, \dots, m. \quad (2.10)$$

O problema mencionado anteriormente é chamado de primal, como visto na Seção 2.4, e x é chamado de vetor primal. A função Lagrangeana é obtida a partir do problema primal, no qual são inseridas as variáveis $\lambda \in \Re^m$ e $\nu \in \Re^r$, resultando em

$$L(x, \lambda, \nu) = f_0(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i f_i(x) + \sum_{j=1}^r \nu_j h_j(x), \quad (2.11)$$

onde as variáveis λ e ν são chamadas de multiplicadores de Lagrange. A função dual $g(\lambda, \nu)$ associada ao problema mostrado na Equação (2.4), visto na Seção 2.4 é definida como

$$g(\lambda, \nu) = \min_{x \in S} L(x, \lambda, \nu). \quad (2.12)$$

A função da Equação (2.12) é chamada de função dual porque é obtida a partir de outras variáveis e de restrições em outro domínio, o domínio primal. O problema dual de Lagrange é apresentado a seguir.

$$\text{maximizar } g(\lambda, \nu) \quad (2.13)$$

$$\text{sujeito a } \nu \geq 0, \quad (2.14)$$

onde $g(\lambda, \nu)$ is:

$$\inf \left\{ f_0(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i f_i(x) + \sum_{j=1}^r \nu_j h_j(x) : x \in S \right\}, \quad (2.15)$$

onde *inf* significa o *infimum* ou mínimo da função.

A função dual $g(\lambda, \nu)$ é limitada inferiormente no valor ótimo do problema de otimização, ou seja,

$$f_0 \geq f_0(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i^T f_i(x) + \sum_{j=1}^r \nu_j^T h_j(x) \quad (2.16)$$

$$f_0 \geq \inf \left\{ f_0(x^*) + \sum_{i=1}^m \lambda_i^T f_i(x^*) + \sum_{j=1}^r \nu_j^T h_j(x^*) \right\} \quad (2.17)$$

portanto $\min_x f_0(x) \geq \max_{\lambda, \nu} g(\lambda, \nu)$ e a função dual de Lagrange g pode assumir valores desde $-\infty$. Na expressão $g(\lambda, \nu)$, as restrições mostradas nas Equações (2.7) e (2.8) foram incorporadas à função objetivo através dos multiplicadores de Lagrange λ_i e ν_j . Note também que o multiplicador λ_i , associado à restrição de desigualdade $f_i \leq 0$, é não-negativo, enquanto que o multiplicador ν_j , associado a restrição de igualdade pode assumir qualquer valor.

Considerando que o problema dual consiste na maximização do mínimo valor possível da função Lagrangeana $f_0(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i^T f_i(x) + \sum_{j=1}^r \nu_j^T h_j(x)$, este problema também é conhecido como problema dual *max-min*.

As condições mostradas nas Equações de (2.7) a (2.11) são chamadas de condições de KKT. As duas primeiras condições nas Equações (2.7) e (2.8) representam o valor factível primal de x , a Equação (2.9) representa o dual factível, a Equação (2.10) representa a condição de folga complementar para os pares de restrição de desigualdade primal e dual, respectivamente $f_i(x) \leq 0$ e $\lambda_i \geq 0$ e a última condição, mostrada na Equação (2.11), é equivalente a $\nabla_x L(x^*, \lambda^*, \nu^*) = 0$, onde o *infimum* é alcançado e conseqüentemente x^* é o valor ótimo.

A diferença entre o valor encontrado $f_0(x)$ no problema primal e o valor da solução $g(\lambda, \nu)$ do dual é chamado de *gap* de dualidade. Se a Equação (2.17) é satisfeita com desigualdade estrita pode-se dizer que ocorre uma fraca dualidade, e se é satisfeita com igualdade, ocorre uma forte dualidade. Na análise convexa, o *gap* de dualidade é nulo no ponto ótimo (forte dualidade), ou seja, e as condições dadas no problema de otimização são alcançadas para um conjunto (x^*, λ^*, ν^*) .

Independente da função objetivo primal ser convexa ou não-convexa, a função Lagrangeana mostrada na Equação (2.11) é uma função côncava que inclui as condições de KKT. O problema anteriormente restrito pode ser eficientemente resolvido pelo problema dual equivalente, o qual é irrestrito.

Em alguns casos, os problemas de otimização convexa podem ser analiticamente solucionados usando a teoria da dualidade, e conseqüentemente expressões em forma fechada podem ser obtidas. Contudo, geralmente estas soluções devem recorrer a métodos iterativos

para serem desenvolvidas. Alguns métodos e algoritmos desenvolvidos para solucionar eficientemente os problemas de otimização convexa podem ser encontrados em [9].

A diferença entre um valor encontrado em cada iteração e um valor ótimo pode ser limitado superiormente usando a teoria da Dualidade, o que permite a utilização de critérios de paradas não-heurísticos, como verificar se uma resolução satisfatória foi alcançada ou não.

2.5.1 Decomposição Dual de Lagrange

A decomposição é uma abordagem para solução de problemas que podem ser particionados em outros pequenos subproblemas que podem ser resolvidos separadamente, de forma paralela ou seqüencial. Problemas cuja decomposição é realizada em uma única vez são chamados de separáveis ou problemas em bloco ou mesmo de problemas trivialmente paralelizáveis. Como exemplo geral desta situação, suponha o problema de otimização no qual uma variável qualquer x pode ser particionada em subvetores x_1, x_2, \dots, x_k , onde o objetivo é uma soma de funções de x_i , e cada restrição envolve apenas as variáveis dos subvetores x_i , tal problema pode ser resolvido a partir da solução de cada problema x_i separadamente ou paralelamente, o que conduzirá à solução de x .

Uma situação mais interessante ocorre quando existe algum acoplamento, casamento ou alguma interligação entre os subvetores, fator que não permite que a solução do problema seja dada pela solução dos subproblemas de forma independente. Para esses casos, existem técnicas que solucionam o problema como um todo, resolvendo de forma interligada uma seqüência de problemas menores. Esta seção aborda apenas a decomposição dual de Lagrange, visto que esta é a única técnica de decomposição utilizada nos algoritmos DSM.

A principal idéia da decomposição dual de Lagrange é que ela pode ser usada independente da convexidade da função objetivo do problema primal. O método de decomposição dual desacopla as restrições no domínio primal através do uso da variável dual. Seja o problema a seguir

$$\begin{aligned}
 &\text{minimizar} && \sum_{k=1}^q f_k(x_k) \\
 &\text{sujeito a} && \sum_{k=1}^q g_k(x_k) \leq 0 \\
 &&& \sum_{k=1}^q h_k(x_k) = 0
 \end{aligned} \tag{2.18}$$

Ambas, restrições e função objetivo, são decompostas em duas somas de grupos

individuais. Aplicando o conceito de dualidade de Lagrange, visto na Equação (2.11), resulta em

$$L(x, \lambda, \nu) = \sum_{k=1}^q [f_k(x_k) + \lambda^T h_k(x_k) + \nu^T g_k(x_k)]$$

$$L(x, \lambda, \nu) = \sum_{k=1}^q L_k(x, \lambda, \nu), \quad (2.19)$$

onde $L(x, \lambda, \nu)$ depende somente de x_k , resultando em

$$L_k(x, \lambda, \nu) = f_k(x_k) + \lambda^T h_k(x_k) + \nu^T g_k(x_k). \quad (2.20)$$

O problema primal visto na Equação (2.18) é equivalente a

$$g(\lambda, \nu) = \min_x L(x, \lambda, \nu), \quad (2.21)$$

e pode ser resolvido através de

$$\min_{x_1, \dots, x_q} \sum_{k=1}^q L_k(x, \lambda, \nu). \quad (2.22)$$

O problema é então dividido em q menores e distintos subproblemas, os quais podem ser resolvidos individualmente sem nenhum acoplamento entre as restrições e o domínio primal.

2.6 Métodos de Busca

Os métodos de busca são usados para encontrar pontos de máximo ou mínimo de uma determinada função ou vetor, na ausência de restrições. Existem muitos métodos de busca, encontrados detalhadamente em [10, 9], no entanto serão abordados apenas os métodos de buscas utilizados nos algoritmos DSM.

2.6.1 Busca Exaustiva

Apesar de ser raramente uma fonte de algoritmos eficientes, a busca exaustiva é uma importante estratégia de projetos de algoritmos sendo aplicável em uma ampla variedade de problemas. Esta busca é empregada em muitas tarefas algorítmicas elementares, porém importantes.

Geralmente, o vetor no qual é aplicado a busca consiste em um intervalo de pontos pré-determinados e igualmente espaçados. A busca é feita de forma simultânea em todos os intervalos, sendo por este motivo também chamada de busca simultânea.

A busca exaustiva é utilizada como método de seleção de valores para composição de um sub-conjunto ótimo, envolvendo a busca por um elemento com uma propriedade especial geralmente entre elementos combinatoriais tais como permutações e combinações. Geralmente, o vetor no qual é aplicado a busca consiste em um intervalo de pontos pré-determinados e igualmente espaçados. A busca é feita de forma simultânea em todos os intervalos, sendo por este motivo também chamada de busca simultânea.

Este método apresenta facilidade de implementação, no entanto, o número de soluções cresce exponencialmente com o número de valores possíveis, sendo a busca exaustiva pouco indicada para um número elevado de valores por encontrar muito lentamente o valor desejado.

2.6.2 Método do Gradiente

Este método de busca é aplicado em problemas de minimização de funções diferenciáveis, para os quais, inicialmente, é calculado a direção de busca $\mathbf{d} = -\nabla f(x)$, ou seja, a direção a ser seguida é dada pela direção contrária ao crescimento da função. O critério de parada para este método é realizado através da comparação entre a norma do gradiente $\|-\nabla f(x)\|$ e uma constante ε não negativa.

A questão que surge ao utilizar este método é quanto seguir na direção \mathbf{d} , tal questionamento é respondido através de uma busca linear. Existem diversos métodos de busca lineares [11] como: a busca dicotômica, busca de Fibonacci e biseção, no entanto, não serão abordadas por não constituírem o foco desta dissertação. O algoritmo do método do gradiente é mostrado na Tabela 2.1.

Apesar de apresentar uma convergência lenta, este método obtém um desempenho satisfatório nas iterações iniciais, no entanto, atinge um ponto de estacionaridade e a convergência se torna bem mais lenta que a inicial, precisando para isso um elevado número de iterações.

Apenas para ilustração do método de busca do gradiente, a busca dicotômica foi utilizada como busca linear na minimização da função $f(x_1, x_2) = (x_1 - 2)^4 + (x_1 - 2x_2)^2$. O valor de ε adotado foi de 0.01, ponto de partida $(x_1, x_2) = (0, 3)$ e \mathbf{d} inicial de $[1 \ 1]$.

A Figura 2.3 mostra a direção de crescimento e decrescimento da função em questão. Na Figura 2.4, em pontilhado, pode-se observar o caminho percorrido pela busca linear adotada para encontrar o mínimo de $f(x_1, x_2) = (x_1 - 2)^4 + (x_1 - 2x_2)^2$. As curvas de

Tabela 2.1: Algoritmo do Método do Gradiente

Escolha ε (condição de parada), tal que seja não negativo e $i = 1$ (número de iterações)

Repetir

Calcular $\mathbf{d} = -\nabla f(x)$

Determinar α_i , tamanho do passo a ser dado na direção \mathbf{d} , minimizador de

$f(x_i + \alpha_i \mathbf{d}_k)$, com $\alpha \geq 0$, busca linear, tendo como variável apenas α_i

$x_{i+1} = x_i + \alpha_i \mathbf{d}_i$

Até $\|\nabla f(x_i)\| < \varepsilon$ (solução ótima)

nível, provenientes da seção da superfície da função por uma plano paralelo e projetadas no plano abcissa-ordenada, são mostradas também na Figura 2.4 para evidenciar que a direção \mathbf{d} seguida é contrária ao gradiente.

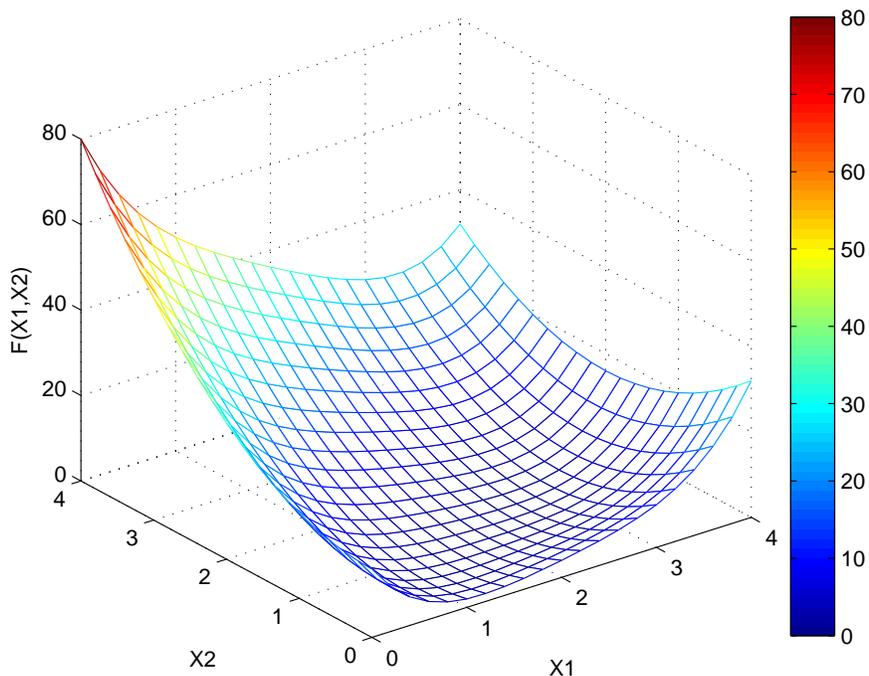


Figura 2.3: Gráfico da curva $f(x_1, x_2) = (x_1 - 2)^4 + (x_1 - 2x_2)^2$.

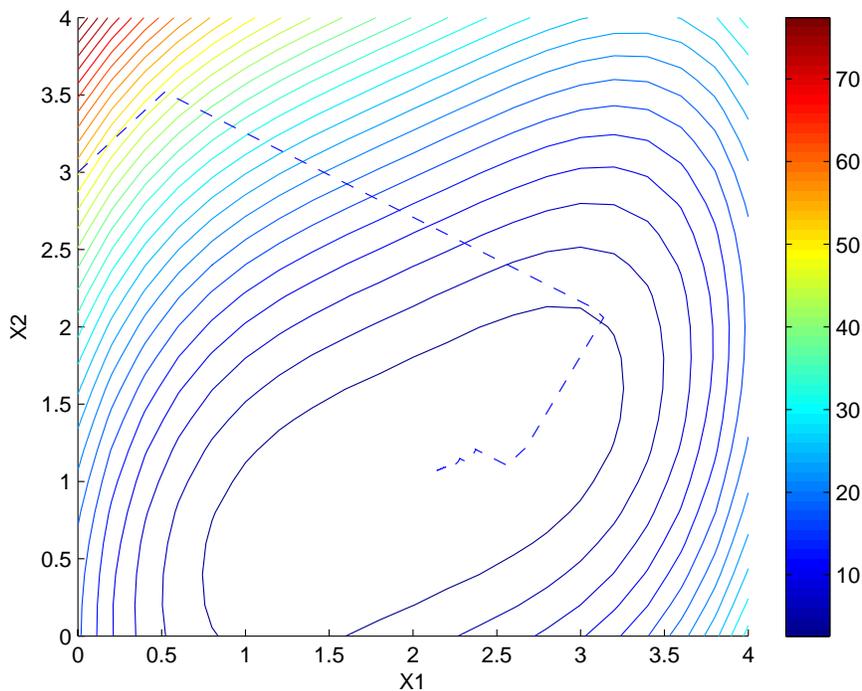


Figura 2.4: Curvas de nível da função $f(x_1, x_2) = (x_1 - 2)^4 + (x_1 - 2x_2)^2$.

2.6.3 Método do Sub-gradiente

Geometricamente um sub-gradiente corresponde à Figura 2.5. Intuitivamente, g é um sub-gradiente se for uma função linear passando inteiramente por baixo de $f(x)$ no ponto $(x, f(x))$.

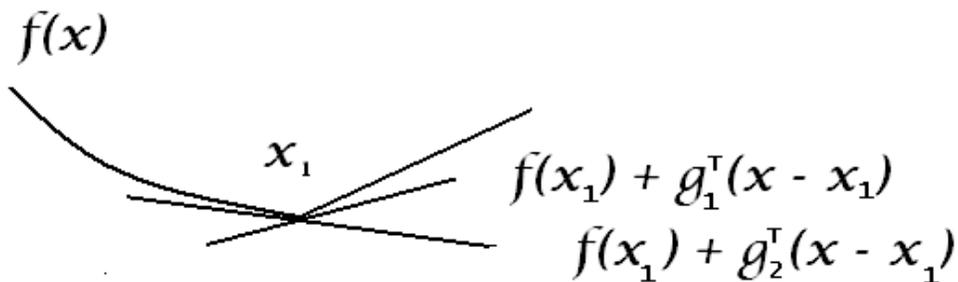


Figura 2.5: Sub-gradientes g_1 e g_2 de $f(x)$ no ponto x_1 .

Matematicamente, um sub-gradiente g em x de uma função f , não necessariamente

convexa, é definido por:

$$f(y) \geq f(x) + g(y - x), \forall y \quad (2.23)$$

O método do sub-gradiente é uma generalização do método do gradiente e é utilizado para minimizar funções não-diferenciáveis. Tal método consiste em partir de um valor inicial dos elementos do vetor P (geralmente um vetor nulo) e em cada iteração atualiza os valores dos elementos de P na direção de um sub-gradiente, de acordo com o passo ε , ou seja, os valores dos elementos do vetor devem ser aumentados/diminuídos de acordo com a direção do sub-gradiente. Um sub-gradiente válido na iteração i , é dado por $(Ax_i - b)$. Assim, a atualização é feita do seguinte modo: $P_{i+1} = P_i + \varepsilon (Ax_i - b)$.

Quando a função objetivo é diferenciável e o problema é irrestrito, o método do sub-gradiente usa a mesma direção do método do gradiente, ou seja, $\nabla(x)$, visto que o gradiente de f corresponde a um sub-gradiente da função f em x [9].

A combinação do método do sub-gradiente com técnicas no domínio primal ou dual é comumente utilizada, possibilitando gerar algoritmos simples, distribuídos ou autônomos para a solução de problemas. O algoritmo do método do sub-gradiente é mostrado na Tabela 2.2.

Tabela 2.2: Algoritmo do Método do Sub-gradiente

Enquanto $i = n$

Escolha do valor inicial de P e $i = 1$, **número de iterações**

Determinação de um sub-gradiente $(Ax_i - b)$

Faça $P_{i+1} = P_i + \varepsilon(Ax_i - b)$

Até $i = n$

2.7 Considerações Finais

Nesse capítulo foram apresentados conceitos relacionados à otimização não-linear como: formulação de problemas de otimização restrita, função Lagrangeana, decomposição dual de Lagrange e métodos de buscas. Tais assuntos serão importantes no entendimento da solução encontrada de cada algoritmo DSM apresentado.

No próximo capítulo, o problema de otimização de espectro será definido, bem como as estratégias dos algoritmos DSM utilizadas para solucionar este problema.

Capítulo 3

Gerenciamento de Espectro e Algoritmos DSM

3.1 Introdução

Alguns problemas em engenharia possuem uma formulação diferente da mostrada na Seção 2.4 do Capítulo 2, dispondo apenas de restrições de desigualdade, sendo as demais restrições inexistentes. Este é o caso da formulação do problema de gerenciamento de espectro, cuja solução corresponde aos algoritmos DSM. O problema de gerenciamento de espectro é uma estratégia adotada visando minimizar os efeitos do *crosstalk*, uma vez que o *crosstalk* não pode ser eliminado. Este capítulo aborda conceitos sobre *crosstalk*, sistema multi-usuário, o problema de gerenciamento do espectro e as mais recentes estratégias para solução de tal problema, conhecidas como os algoritmos DSM.

3.2 Sistema de Transmissão Multi-usuário

As atuais provedoras de acesso DSL fazem uso de um sistema que considera que cada usuário ou par trançado é independente dos demais, tal abordagem não é utilizada nos algoritmos DSM. A estratégia adotada em gerenciamento dinâmico de espectro é a coordenação de usuários, estratégia que leva ao modelamento de um sistema multi-usuários que faz uso da modulação DMT (*discrete multitone*), adotada como modulação padrão em sistemas DSL [12, 5].

A modulação DMT divide o espectro de transmissão em K subcanais independentes,

paralelos e espaçados de Δf , cujo valor padronizado em [12, 5] é de 4,3125 kHz. Durante a transmissão de dados, cada usuário n envia simultaneamente K símbolos organizados em um vetor $\mathbf{x}_n = [x_n^1, \dots, x_n^K]$. Cada elemento do vetor de saída $\mathbf{y}_n = [y_n^1, \dots, y_n^K]$ é dado por

$$y_n^k = h_{n,n}^k x_n^k, \quad (3.1)$$

onde $h_{n,n}^k = H_n(f)|_{f=k\Delta f}$ é complexo e corresponde a resposta em frequência $H_n(f)$ do canal n , calculada pela transformada de Fourier da resposta ao impulso $h_n(t)$ na frequência correspondente ao tom k .

Em um *binder* um usuário n recebe, no tom k , o sinal

$$y_n^k = h_{n,n}^k x_n^k + \sum_{m \neq n} h_{n,m}^k x_m^k + z_n^k, \quad (3.2)$$

onde $\sum_{m \neq n} h_{n,m}^k x_m^k$ é o *crosstalk* dos demais $N - 1$ usuários e z_n^k é o ruído aditivo que inclui ruídos provenientes de rádio frequência (RFI), ruído térmico e *alien crosstalk*, ruído proveniente de usuários que estão no mesmo *binder*, mas estão utilizando um serviço DSL diferente do serviço utilizado pelos demais usuários contabilizados neste cálculo, por exemplo, usuários ADSL terão como *alien crosstalk* o ruído proveniente de usuários utilizando serviços VDSL2, ADSL2+ ou ADSL2.

Considerando que os subcanais da modulação DMT são independentes, é conveniente escrever

$$\mathbf{y}_{N \times 1}^k = \mathbf{H}_{N \times N}^k \cdot \mathbf{x}_{N \times 1}^k + \mathbf{z}_{N \times 1}^k, \quad (3.3)$$

onde:

- $\mathbf{H}^k = \{h_{n,m}^k\}$ é uma matriz $N \times N$ cuja diagonal principal é composta pelos canais diretos. Um elemento desta matriz situado fora da diagonal principal, na linha n e coluna m , corresponde ao canal de *crosstalk*.
- $\mathbf{x}^k = [x_1^k, x_2^k, \dots, x_N^k]^T$ - vetor de sinais transmitidos no tom k .
- $\mathbf{y}^k = [y_1^k, y_2^k, \dots, y_N^k]^T$ - vetor de sinais recebidos no tom k .
- $\mathbf{z}^k = [z_1^k, z_2^k, \dots, z_N^k]^T$ - vetor de ruído aditivo no tom k .

Devido à natureza aleatória dos sinais transmitidos e das fontes de ruído, é mais conveniente estudar a transmissão como um processo estocástico. A densidade espectral de potência (PSD - *power spectral density*) de um usuário n no tom k é $s_n^k = E\{|x_n^k|^2\}$, onde $E\{\cdot\}$ corresponde ao valor esperado. Similarmente, $\sigma_n^k = E\{|z_n^k|^2\}$ é a PSD de ruído e $|h_{n,m}^k|^2 s_m^k$ é a PSD recebida pelo usuário n de m .

Para manter uma notação consistente ao longo desta dissertação, definir a matriz $\overline{\mathbf{G}} = \{g_{n,m}^k\}$ de dimensão $N \times N \times K$, onde $g_{n,m}^k = |h_{n,m}^k|^2$ e os elementos do vetor $\mathbf{g}_{n,m} = [g_{n,m}^1, \dots, g_{n,m}^K]$ correspondem às magnitudes quadráticas (ganhos) do canal partindo do usuário n e chegando no usuário m .

Similarmente, todos os valores de PSD podem ser organizados em uma matriz $\mathbf{S} = \{s_n^k\}$ de dimensão $N \times K$, onde cada linha $s_n = [s_n^1, \dots, s_n^K]$ contém as PSD transmitidas do usuário n . A potência total de um usuário n é dada por

$$\tilde{p}_n^{\text{tot}} = \Delta_f \sum_{k=1}^K s_n^k W, \quad (3.4)$$

onde $p_n^{\text{tot}} = \tilde{p}_n^{\text{tot}} / \Delta_f$.

A Equação (3.4) faz referência ao *front end* do *modem*, chamado ao longo desta dissertação de restrição de potência total ($p_n^{\text{tot}} \leq P_n^{\text{max}}$), P_n^{max} é a máxima potência suportada pelo *modem*. O padrão ADSL [13] adota a potência total de 20.4dBm (110mW), a qual corresponde a $P_n^{\text{max}} = 110 \times 10^{-3} / \Delta_f \approx 26.63 \times 10^{-6}$. Esta dissertação assume que \mathbf{z} pode ser modelado como AWGN (ruído aditivo gaussiano) com uma PSD de $\sigma_n^k = -140$ dBm/Hz, correspondente a $\sigma_n^k = 2 \times 10^{-17}$ Watts/Hertz e a uma potência total de $2,2 \times 10^{-11}$ W para uma largura de banda de 1,1 MHz.

A razão sinal ruído (SNR) em um receptor pode ser calculada de acordo com

$$\text{SNR}_n^k = \frac{g_{n,n}^k s_n^k}{\left[\sum_{m \neq n} g_{n,m}^k s_m^k + \sigma_n^k \right]}. \quad (3.5)$$

A possibilidade de atribuir níveis de PSD individualmente para cada subcanal DMT, permite que as técnicas DSM alcancem melhor desempenho de taxa e alcance de serviços DSL. A estratégia DSM objetiva que o *modem* transmissor varie de forma adaptativa a quantidade de bits utilizada em cada tom de acordo com as características do canal, gerando assim a adaptação dinâmica da PSD de transmissão. Para tal, é necessário o cálculo de bits por subcanal k , de acordo com a aproximação da fórmula de Shannon [14] é dado por

$$b_n^k = \log_2 \left(1 + \frac{1}{\Gamma} \frac{g_{n,n}^k s_n^k}{\sum_{m \neq n} g_{n,m}^k s_m^k + \sigma_n^k} \right), \quad (3.6)$$

bits por dimensão complexa, onde o termo Γ^{-1} é chamado de *gap* ou também chamado *gap to capacity* e convertido para a escala linear, para ser usado em (3.6). A taxa de dados para o usuário n é dada por

$$R_n = f_s \sum_{k=1}^K b_n^k, \quad (3.7)$$

¹ Γ é tipicamente especificado em $10 \log_{10}(\Gamma)$ dB

em bps, onde $f_s = 4$ kHz é a taxa de símbolo adotada nos atuais padrões como ADSL[2, 13].

Em aplicações práticas, o aumento da robustez do sistema ou margem pode ser conveniente e, ao contrário da Equação (3.6), a margem $\gamma > 0$ pode ser obtida pelo uso de um número menor de bits, de acordo com

$$\hat{b}_n^k = \log_2 \left(1 + \frac{\text{SNR}_n^k}{\Gamma\gamma} \right). \quad (3.8)$$

A margem é uma quantidade pela qual a SNR do canal pode ser diminuída antes do desempenho do sistema degradar para uma probabilidade de erro maior que a taxa de probabilidade de erro usada na definição do *gap*. A margem mede o excesso de SNR para uma dada taxa de bits e, se conhecida antecipadamente, ela pode ser incorporada no *gap* através de $\hat{\Gamma} = \Gamma\gamma$. A partir das Equações (3.6) e (3.8) e assumindo que a margem pode ser diferente entre usuários e tons, é possível obter

$$\gamma_n^k = \frac{2^{b_n^k} - 1}{2^{\hat{b}_n^k} - 1}. \quad (3.9)$$

Para uma simples ilustração, a Figura 3.1 mostra curvas geradas utilizando a Equação (3.6) para os valores de *gap* de 0, 6 e 12 dB. Considerando a curva para $\Gamma = 1$ (0 dB), pode-se observar que uma $\text{SNR} / \Gamma = 0$ dB permite carregar um único bit enquanto que 15 bits requerem aproximadamente 45 dB. Uma regra prática em DSL considera que um aumento de 3 dB na SNR é necessário para adicionar um bit extra. Isto pode ser visto na Figura 3.1 ou alternativamente na Figura 3.2 que mostra que adicionando 5 bits (por exemplo um aumento de 5 para 10 bits) requer aproximadamente um aumento de 30 dB na SNR.

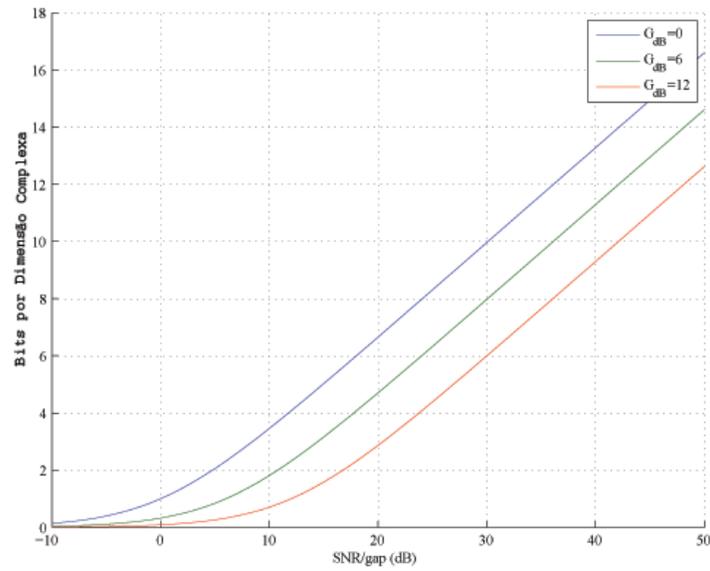


Figura 3.1: Curva gerada a partir da Equação (3.6) para um *gap* de 0, 6 e 12 dB.

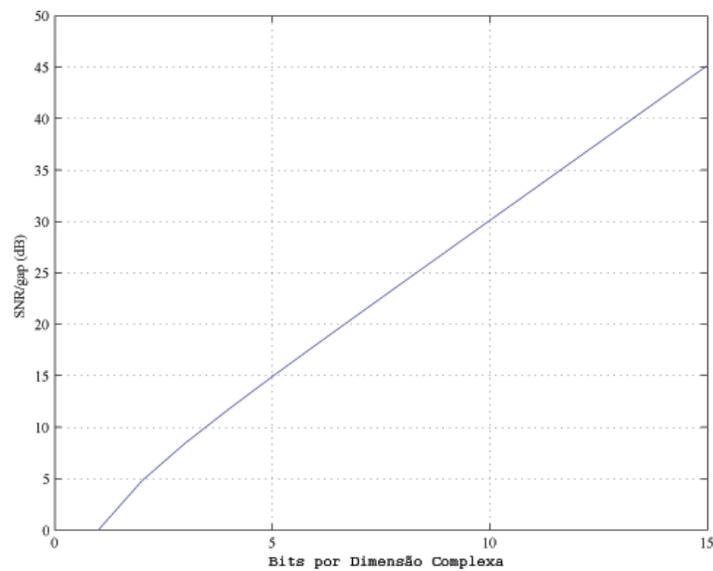


Figura 3.2: Curva gerada a partir da Equação (3.6) para um *gap* de 0 dB a fim de ilustrar a regra prática do aumento de 3 dB por bit extra.

3.2.1 Crosstalk

Um cabo telefônico é composto por diversos *binders*, dentro dos quais ficam confinados vários pares trançados. O efeito de acoplamento eletromagnético entre eles é denominado de *crosstalk*, a maior fonte de degradação dos serviços DSL.

Os pares são trançados entre si a fim de minimizar os efeitos nocivos causados mutuamente por eles. O trançamento dos pares reduz drasticamente a interferências no serviço de voz, no entanto, o mesmo não se pode afirmar para os serviços DSL. A principal característica das linhas DSL é a utilização de bandas em altas freqüência, onde os efeitos do *crosstalk* são mais pronunciadas. O *crosstalk* faz com que o canal DSL seja composto pelo somatório do sinal de interesse com a contribuição de *crosstalk* de todas as linhas adjacentes, constituindo assim um canal matricial.

Existem dois tipos de *crosstalk*, como pode ser visto na Figura 3.3. O *far-end* (FEXT) *crosstalk* é causado pelo fluxo de sinais em direções contrárias enquanto que o *near-end* (NEXT) *crosstalk*, por sua vez, é causado pelo fluxo de sinais na mesma direção.

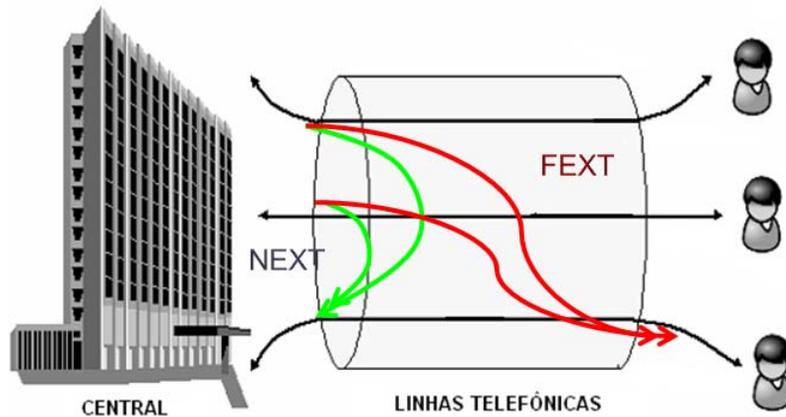


Figura 3.3: Ilustração das interferências NEXT e FEXT causadas em um *binder*.

Os modelos de NEXT e FEXT adotados nos padrões [15, 13] consideram o modelo 1% *worst-case*, matematicamente expresso por

$$\text{NEXT} [f, n, L] = S(f) X_N n^{0.6} f^{2/3} (1 - |H[f, L]|^4), \quad (3.10)$$

$$\text{FEXT} [f, n, l] = S(f) |H[f]|^2 X_F n^{0.6} f^2 l, \quad (3.11)$$

onde:

- f - frequência, dada em Hz.
- L, l - comprimento do enlace de acoplamento para o NEXT e FEXT, respectivamente.
- $S(f)$ - PSD dos sistemas interferentes no ponto inicial de acoplamento com a vítima.
- $|H(f)|$ - função de transferência de ganho de inserção.
- n - número de interferentes.
- X_F e X_N - constantes de acoplamento.

Este modelo obrigatoriamente considera que todos os interferentes estão no mesmo *binder* e todos os serviços DSL são do mesmo tipo, além de considerar também não-relevantes as informações sobre a fase do canal, bem como não caracterizar o nível de dispersão entre os diferentes pares trançados. Intuitivamente, seria esperado a potência interferente ser proporcional a n , no entanto, o fator $n^{0.6}$ é considerado por fazer referência a um valor de pior caso de 1%, para o qual as funções de transferência de acoplamento medidas apresentariam o maior nível de potência relativo ao *crosstalk* em qualquer frequência.

Através das Equações (3.10) e (3.11), é possível observar que a interferência causada pelo NEXT é maior, entretanto, nos sistemas DSL a influência do NEXT não é considerada, uma vez que o uso de *frequency division duplex* (FDD - duplexação por divisão de frequência), realiza a transmissão de *upstream* e *downstream* em bandas distintas.

3.3 Gerenciamento Estático de Espectro - SSM

Os atuais sistemas DSL usam o gerenciamento estático de espectro (SSM - *static spectrum management*) onde não existe nenhum controle dinâmico de espectro [15], ou seja, não é aplicada nenhuma técnica DSM e cada par trançado, usuário, é considerado um canal de comunicação independente dos outros usuários presentes no mesmo *binder*. Este tipo de gerenciamento possui a formulação

$$\begin{aligned}
 & \text{maximizar} && \sum_{k=1}^K \log_2 \left(1 + \frac{1}{\Gamma} \frac{g^k s^k}{\sigma^k} \right) \\
 & \text{sujeito a} && \sum_{k=1}^K s^k \leq P^{\max} \\
 & && s^k \geq 0,
 \end{aligned} \tag{3.12}$$

onde:

- σ^k - variável definida como PSD de ruído no tom k , correspondente a $\sigma^k = E\{|z^k|^2\}$ em um sistema $\mathbf{y}^k = \mathbf{x}^k \mathbf{H}^k + \mathbf{z}^k$, tal que $\mathbf{x}^k = [x^1, \dots, x^K]^T$ é o vetor de sinais transmitidos, $\mathbf{y}^k = [y^1, \dots, y^K]^T$ é o vetor de sinais recebidos e $\mathbf{z}^k = [z^1, \dots, z^K]^T$ é o vetor de ruído, em K tons.
- g^k - ganho quadrático no canal relativo ao tom k , correspondente a $\mathbf{H}^k = \{h^k\}$, ou seja, $g^k = |h^k|^2$.
- s^k - PSD transmitida no tom k , correspondente a $s^k = E\{|x^k|^2\}$.
- P^{\max} - máxima potência permitida pelo *modem*.

O objetivo deste problema é maximizar a taxa de dados do sistema como um todo, o problema descrito acima se classifica como um problema de otimização restrita, cuja restrição em potência, P^{\max} , é dada pelo *front end* do *modem*.

A região de taxa gerada para este problema é convexa, de acordo com a definição de convexidade vista na Seção 2.2 do Capítulo 2, sendo a função objetivo do problema, Equação (3.12), côncava na variável s^k . A Figura 3.4 ilustra a convexidade desta curva e foi obtida pelo uso do canal direto de $[10^{-3}, 10^{-6}]$ e $P^{\max} = 2 \times 10^{-7}$ W. A máxima taxa $R = 242,26$ kbps é alcançada com $s^1 = 10^{-7}[1, 1]$ e é indicada pela estrela em vermelho, no meio da curva.

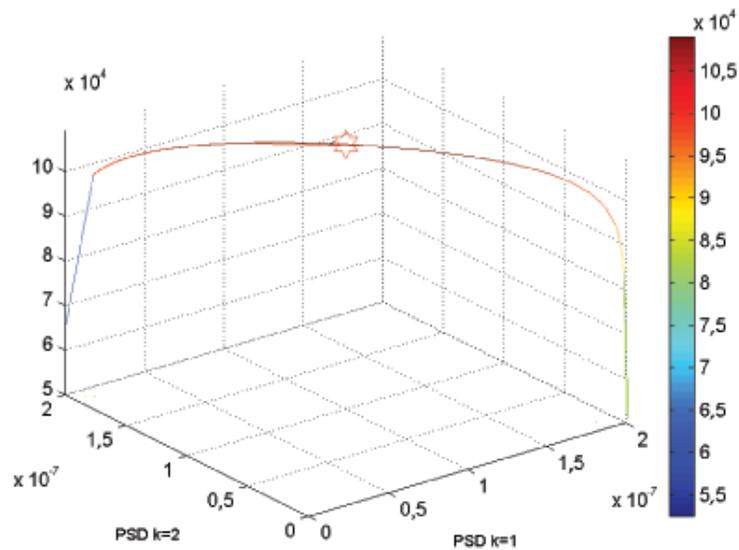


Figura 3.4: Taxa (bps) para o usuário $n = 1$ sem *crossstalk*.

A solução deste problema é conhecida como *water-filling* e é obtida através da teoria de Lagrange

$$L = \sum_{k=1}^K \log_2 \left(1 + \frac{1}{\Gamma} \frac{g^k s^k}{\sigma^k} \right) + \lambda \left(\sum_{k=1}^K s^k - P^{\max} \right). \quad (3.13)$$

Calculando o ponto de máximo de L , dado por $\frac{dL}{ds^k} = 0$, é possível obter

$$s^k + \frac{\Gamma \sigma^k}{g^k} = -\lambda \ln 2 = \text{constante do nível } \textit{water-filling}. \quad (3.14)$$

A solução é dada pela potência s^k (“*water*”) na curva especificada por $\Gamma \sigma^k / g^k$ tal que o somatório destas parcelas corresponde ao nível *water-filling*, o mesmo para todos os tons.

Para ilustrar, considere o canal direto $[1; 0, 1]$, o qual apresenta $\Gamma \sigma^1 / g^1 = 0, 2 \times 10^{-16}$, $\Gamma \sigma^2 / g^2 = 2 \times 10^{-16}$ e $P^{\max} = 4 \times 10^{-16}$ W. A solução *water-filling* é mostrada na Figura 3.5 e corresponde a $s = 10^{-16} \times [2, 9; 1, 1]$ com o nível *water-filling* de $3, 1 \times 10^{-16}$. A solução *water-filling* permite carregar $b^1 \approx 3, 95$ e $b^2 \approx 0, 63$ bits. Na prática, o número de bits deve ser discreto e o uso da solução contínua arredondada para o menor inteiro mais próximo, conduz a soluções sub-ótimas, por simplicidade para este exemplo foi considerado b^k contínuo.

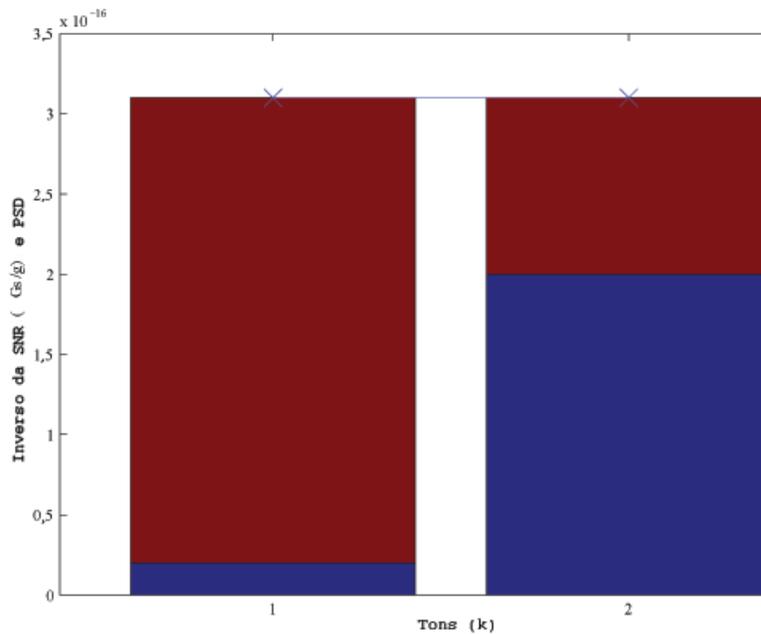


Figura 3.5: *Water-filling* para o exemplo com canal direto de $[1; 0, 1]$, com $\Gamma \sigma^1 / g^1 = 0, 2 \times 10^{-16}$, $\Gamma \sigma^2 / g^2 = 2 \times 10^{-16}$ e $P^{\max} = 4 \times 10^{-16}$ W.

O gerenciamento que utiliza a solução *water-filling* como solução ótima, SSM, assume o uso de máscaras fixas de PSD para limitar a quantidade de potência alocada em cada faixa de frequência e foi projetado para abrigar a maior quantidade de usuários possível e atingir uma boa margem de compatibilidade espectral, conceito pelo qual duas linhas podem operar conjuntamente no mesmo *bandwidth* sem que uma comprometa o desempenho da outra. O resultado foi um gerenciamento para um cenário composto do pior caso de função de transferência de acoplamento, com a pior de interferência, situação raramente observada na prática.

3.4 Gerenciamento Dinâmico do Espectro - DSM

A fim de suprir as deficiências do SSM, o problema de gerenciamento de espectro foi abordado no contexto dinâmico e de multi-usuários, onde a PSD de cada usuário é otimizada simultaneamente e cada *modem* considera a interferência dos demais como ruído. Neste gerenciamento, o canal é visto de forma realista e os modems se adaptam dinamicamente à característica seletiva em frequência do canal e do ruído. Desta forma, não há necessidade de máscaras espectrais estáticas e pré-definidas. DSM permite o uso do conceito de coordenação conjunta de espectro, o qual se baseia na determinação do melhor nível de PSD para todos os tons, levando em consideração todos os usuários.

Durante o processo otimização da PSD de cada usuário DSM, três parâmetros são de maior interesse: taxa de dados R_n , potência total P_n^{tot} e margem γ . Dados dois deles, o terceiro pode ser encontrado. Estes três parâmetros conduzem a três modos de operação de um *modem* DSL:

- Modo Adaptivo em Taxa (*Rate Adaptive - RA*): Tem previamente especificada a potência total (fixa) e margem. O *modem* maximiza a taxa de bits enquanto mantém fixa a margem de ruído;
- Modo Adaptativo em Margem (*Margin Adaptive - MA*): A potência total e a taxa são dados e o *modem* maximiza a margem de ruído, enquanto mantém fixa a taxa de bits;
- Modo Adaptativo em Potência (*Power Adaptive - PA*) ou Margem Fixa (*fixed-margin*): Dado a taxa e a margem, o *modem* minimiza toda a potência consumida enquanto mantém fixa a taxa de bits e a margem do ruído, isto é, trabalha com minimização de potência;

Cada modo de operação possui uma formulação diferente no problema de otimização.

Os algoritmos DSM possuem a formulação matemática relativa ao modo de operação RA. Matematicamente, o problema de gerenciamento de espectro multi-usuário formulado com maximização de taxa ponderada sujeito as restrições de potência por usuário é dado por

$$\text{maximizar} \quad \sum_{n=1}^N w_n \sum_{k=1}^K \log_2 \left(1 + \frac{1}{\Gamma} \frac{g_{n,n}^k s_n^k}{\sum_{m \neq n} g_{n,m}^k s_n^k + \sigma_n^k} \right) \quad (3.15)$$

$$\text{sujeito a} \quad \sum_{k=1}^K s_n^k \leq P_n^{\max}, \quad \forall n \quad (3.16)$$

$$s_n^k \geq 0, \quad \forall n \text{ e } k, \quad (3.17)$$

onde:

- w_n - Prioridade atribuída para cada usuário n .
- P_n^{\max} - Restrição de potência total máxima permitida para o usuário n .

O problema descrito anteriormente é um problema de otimização restrita, cuja restrição diz respeito a uma limitação física de potência imposta pelo *modem*. A função objetivo na Equação (3.15) visa maximizar a taxa de cada usuário, através da busca dos valores não negativos de s_n^k , cujo somatório (P_n^{tot}) não pode ultrapassar o valor máximo de potência P_n^{\max} . Este problema constitui um jogo de soma igual a zero [16], onde o ganho para um usuário implica na perda para o outro, uma vez que o sistema como um todo possui recursos limitados. Alternativamente, o problema de maximização de taxa, possui a formulação

$$\text{maximizar} \quad R_1 \quad (3.18)$$

$$\text{sujeito a} \quad \sum_{k=1}^K s_n^k \leq P_n^{\max}, \quad \text{para } n = 1, 2, \dots, N, \quad (3.19)$$

$$R_n \geq R_n^{\text{alvo}}, \quad \text{para } n = 1, 2, \dots, N, \quad (3.20)$$

onde R_n é a taxa-alvo escolhida para os $N - 1$ usuários.

A função-objetivo deste problema é maximizar a taxa R_1 , correspondente ao usuário 1, enquanto as taxas dos demais $N - 1$ usuários sejam maiores ou iguais a uma taxa-alvo R_n^{alvo} . Enquanto o problema de gerenciamento de espectro estático conduz a formulação de um problema convexo, característica desejável vista na Seção 2.2 do Capítulo 2, satisfeito pela solução *water-filling*, a versão do mesmo problema para o caso de multi-usuários conduz a formulação de difícil solução.

Para ilustrar um exemplo do problema de maximização de taxa no contexto multi-usuário, seja um caso de dois usuários utilizando apenas dois tons, ou seja, $n = 2$ e $k = 2$. Para ambos $P_n^{\text{tot}} = P_n^{\max}$ e conseqüentemente $s_1^2 = P_n^{\max} - s_1^1$. É possível observar nas Figuras 3.6 e 3.7 o comportamento da taxa dos dois usuários ao longo dos tons considerados.

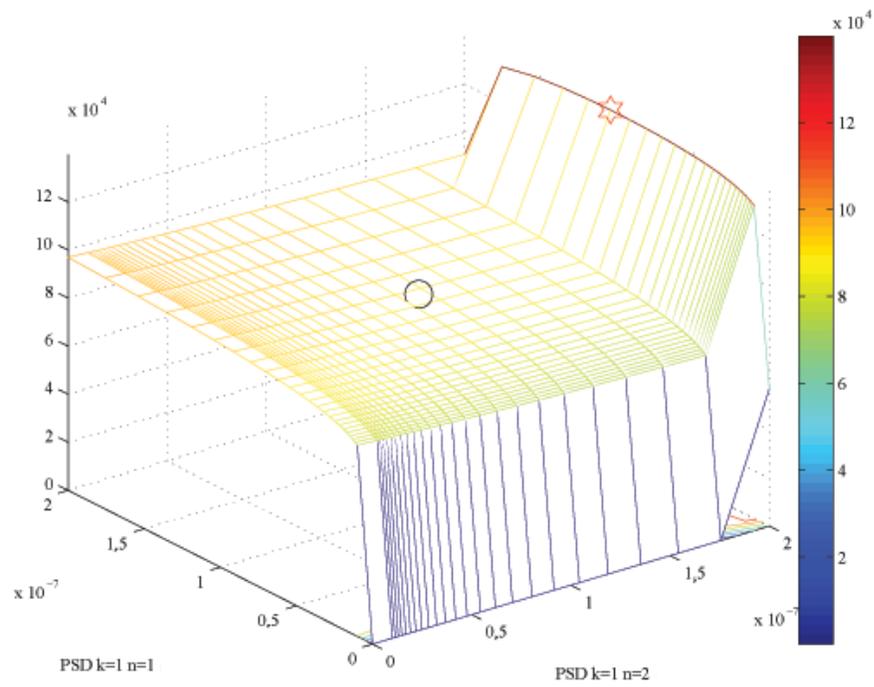


Figura 3.6: Taxa (bps) do usuário 1.

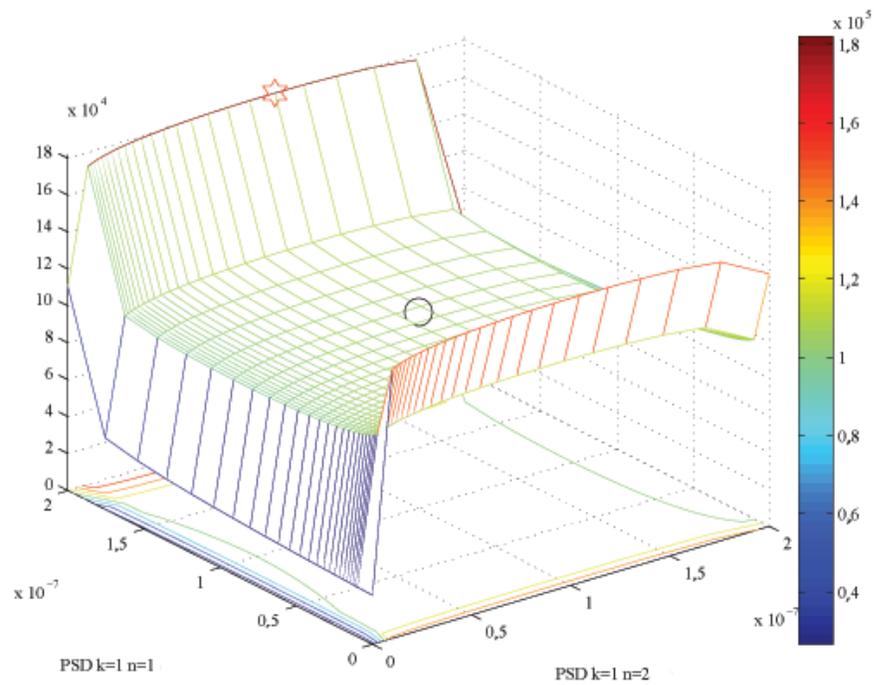


Figura 3.7: Taxa (bps) do usuário 2.

O *grid* em ambos os gráficos mostra os pontos de variação da PSD de 0 a P_n^{\max} em escala dB. Para os dois usuários, a pior alocação ocorre ao usar toda a potência disponível no tom $k = 2$, visto que uma alocação de potência $\mathbf{S} = 10^{-7}[0, 2; 0, 2]$, relativo a $[s_1^1, s_1^2; s_2^1, s_2^2]$, conduz às taxas de $[R_1, R_2] = [0, 66; 2, 66]10^4$ bps. Um resultado melhor é obtido para a alocação $\mathbf{S} = 10^{-7}[1, 1; 1, 1]$, pois conduz às taxas de $[89, 01; 106, 36]10^3$ bps, indicado no círculo no centro do gráfico. Na Figura 3.6 a estrela em vermelho indica a PSD que maximiza R_1 , através da alocação de $\mathbf{S} = 10^{-7}[1, 04, 0, 96; 2, 0]$. Similarmente, a estrela na Figura 3.7 corresponde a alocação $\mathbf{S} = 10^{-7}[2, 0; 0, 71, 1, 29]$ e $[R_1, R_2] = [92, 89; 182, 02]10^3$ bps.

A Figura 3.8 mostra o gráfico correspondente a soma das taxas $R_1 + R_2$. A escolha da alocação $\mathbf{S} = 10^{-7}[2, 0; 0, 71, 1, 29]$ maximiza $R_1 + R_2$, conduzindo às taxas $[R_1, R_2] = [93, 93; 181, 50]10^3$ bps

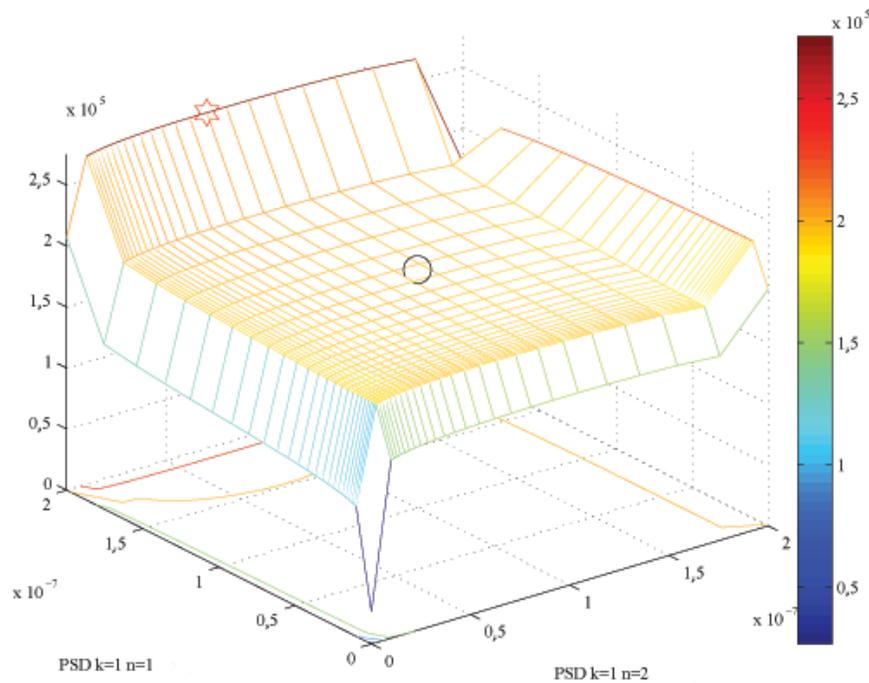


Figura 3.8: Soma das taxas $R_1 + R_2$ (bps).

O exemplo acima mostra o quanto é possível ganhar em taxa com combinações de arranjos de alocações de potência. O mapeamento entre alocação de potência e taxa não é uma correspondência biunívoca, e sim uma correspondência de muitos para um, ou seja, diferentes alocações de potência \mathbf{S} podem conduzir a uma mesma distribuição de taxas. Isso pode ser verificado na Figura 3.9 que mostra a região de taxa do usuário 1, onde a variação em cor indica a potência total e os quadrados indicam dois pontos onde a potência total é igual a 2×10^{-7} W. Similarmente, para a região de taxa do usuário 2, a Figura 3.10 indica

nos círculos.

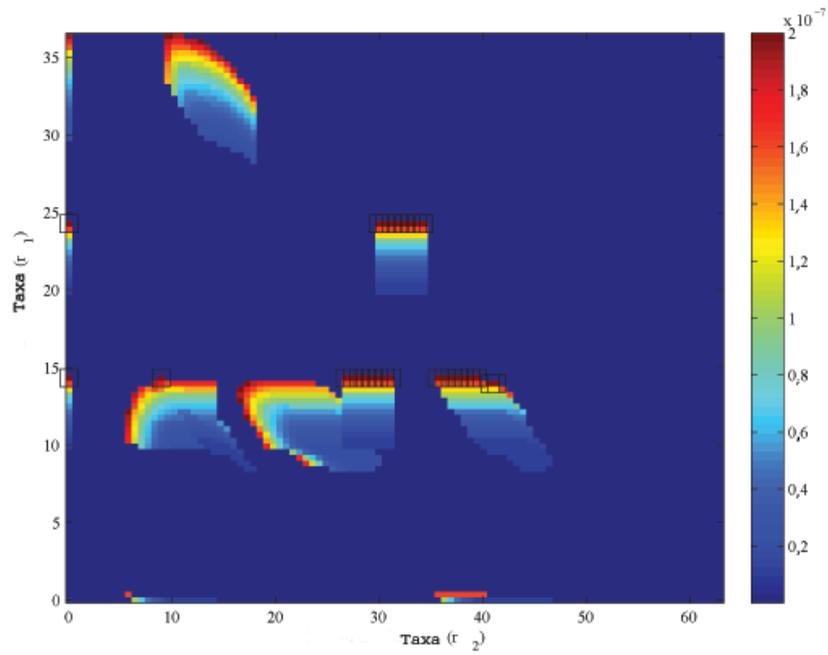


Figura 3.9: Região de taxa para o usuário 1, a variação em cor indica a potência total e os quadrados indicam dois pontos onde a potência total corresponde a 2×10^{-7} W.

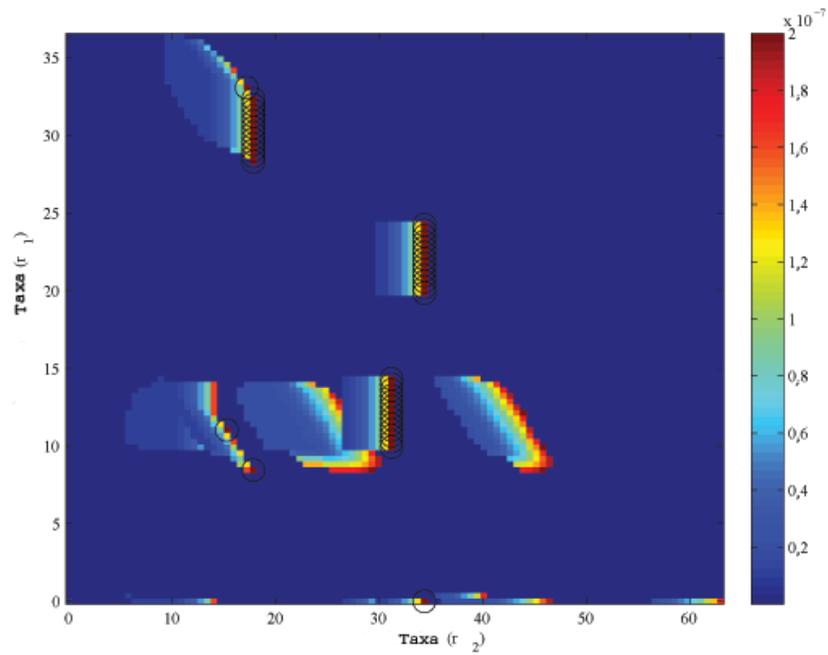


Figura 3.10: Região de taxa para o usuário 2, a variação em cor indica a potência total e os círculos indicam dois pontos onde a potência total corresponde a 2×10^{-7} W.

A Figura 3.11 mostra a região de taxa, com variação em cor indicando a soma da potência total de cada usuário, a estrela em vermelho indica dois pontos onde a potência total é igual a 4×10^{-7} W. Tal característica faz como que este problema tenha muitos pontos locais de máximo, conceito visto na Seção 2.3 do Capítulo 2, caracterizando este problema como não-convexo. Somado a isto, esta formulação acopla a função objetivo ao números de usuários e a restrição de potência à frequência, resultando em um conjunto de soluções com complexidade exponencial em função do número de usuários e tons. Existem diferentes estratégias que visam resolver o problema acima. Algumas delas serão abordadas na seção seguinte.

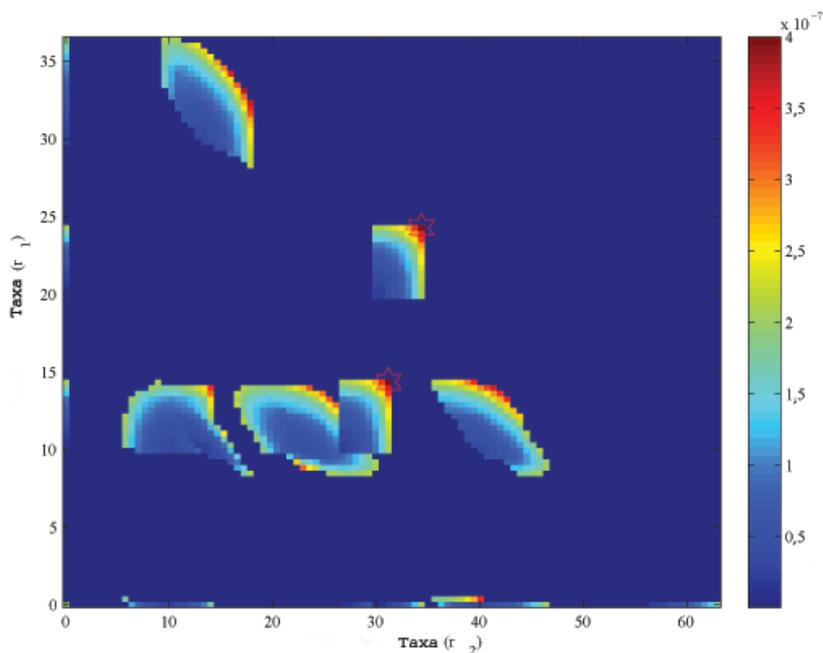


Figura 3.11: Região de taxa com variação em cor indicando a soma da potência total de cada usuário, a estrela em vermelho indica dois pontos onde a potência total corresponde a 4×10^{-7} W.

3.4.1 Algoritmos DSM

Os algoritmos DSM, no que diz respeito ao gerenciamento de espectro, são divididos em dois grupos: autônomos e centralizados. Os *modems* que fazem uso de algoritmos autônomos conhecem indiretamente a alocação de potência dos demais *modems* da rede através da manipulação da SNR medida na linha DSL, ou seja, o processo de conhecimento da linha é feita de forma autônoma ou distribuída. Os *modems* também podem fazer uso de uma central de gerenciamento de espectro (SMC - *spectrum management center*) para fornecer

informações sobre a linha DSL, neste caso estes algoritmos são chamados de centralizados. Através de uma SMC é possível conhecer as alocações de potência dos demais usuários e assim conhecer o nível de *crossstalk* na linha. Em função disso, os algoritmos centralizados apresentam maior desempenho quando comparados aos algoritmos autônomos.

3.4.1.1 Algoritmo *Iterative Water-Filling* - IWF

O IWF [17] foi publicado em 2002, trata-se de um algoritmo autônomo no qual cada *modem* é responsável por sua própria alocação de potência que é feita sem levar em consideração o impacto causado aos demais *modems* da rede, ou seja, a alocação realizada pelo IWF é feita de forma egoísta visando privilegiar o próprio desempenho.

Neste algoritmo o uso de peso ou prioridades, mostrado na Equação (3.15), não é utilizado. O problema de gerenciamento dinâmico é abordado a partir da Equação (3.18) e é resolvido pela teoria de Lagrange. Para cada subcanal k é encontrada a correspondente alocação de potência através da Equação (3.14) do *water-filling*, onde cada usuário IWF medirá de forma autônoma a quantidade de ruído na linha e tentará evitar as bandas de frequência mais ruidosas, ou seja, cada usuário faz a alocação de potência dependendo da eficiência dos subcanais, de forma que aloca mais potência para subcanais com menos ruído e menos potência para subcanais pouco eficientes.

O Lagrangeano para o problema mostrado na Equação (3.18), no contexto multi-usuário assume a forma

$$L(s_k^1, \dots, s_k^n) = \sum_n \left(\sum_k R_n + \lambda_n \left(P_n^{\max} - \sum_k s_n^k \right) \right), \quad (3.21)$$

onde λ_n é o multiplicador de Lagrange para o usuário n sendo interpretado como um preço da violação das restrições. A solução a partir do Lagrangeano, dada as condições de KKT, corresponde a

$$s_n^k = \max \left[\frac{1}{\lambda_n} - \frac{\Gamma(\sigma_n^k + \sum_{m \neq n} s_m^k |h_{mn}^k|^2)}{|h_{nn}^k|^2}, 0 \right], \quad (3.22)$$

neste contexto λ_n corresponde ao nível *water-filling*, sendo esta constante escolhida respeitando a restrição de potência e de tal forma que cada *modem* alcance a sua taxa alvo R_n^{alvo} através da Equação (3.22).

De acordo com o algoritmo IWF mostrado na Tabela 3.1, cada *modem* inicializa o processo de alocação de potência total dispondo da máxima quantidade de potência possível

P_n^{\max} , ou seja, $P^{\text{tot}} = P_n^{\max}$, em seguida é feita de forma iterativa a alocação de potência de acordo com a Equação (3.22), tal que $\sum_k s_n^k = P_n^{\text{tot}}$.

Partindo do valor encontrado para P_n^{tot} , cada usuário utiliza o método do sub-gradiente, visto na Seção 2.6.3 do Capítulo 2, para encontrar a taxa alvo desejada. Tal método permite um desempenho distribuído e autônomo quando comparado com métodos de mesmo custo computacional, como o elipsóide [18]. A equação para o método sub-gradiente assume a forma

$$P_n^{\text{tot}} = \min [P_n^{\text{tot}} + \varepsilon (R_n^{\text{alvo}} - R_n), P_n^{\max}], \quad (3.23)$$

onde ε é o tamanho do passo de atualização a ser dado em direção ao valor desejado. A Equação (3.23) garante que a potência total não ultrapassará a máxima potência disponível pelo *modem*. IWF convergirá quando encontrar a mesma PSD após duas interações seguintes, ou seja, o algoritmo terá encontrado o melhor resultado possível para a simulação.

O IWF apresenta a vantagem de ser autônomo, precisando de pouca informação sobre a linha DSL e em função disso apresenta baixa complexidade, da ordem de $O(NK \log K)$. Todavia, o IWF apresenta como desvantagem o seu desempenho sub-ótimo devido a alocação plana de potência obtida pela Equação (3.22).

Tabela 3.1: Algoritmo *Iterative Water-Filling* - IWF

$$P_n^{\text{tot}} = P_n^{\max}, \forall n$$

Repetir

Para $n = 1 \dots N$

Repetir

Water-filling $\forall k$ Eq. (3.22) **respeitando a restrição** $\sum_k s_n^k = P_n^{\text{tot}}$

$$P_n^{\text{tot}} = \min [P_n^{\text{tot}} + \varepsilon (R_n^{\text{alvo}} - R_n), P_n^{\max}]$$

Se $n = 1$

$$P_n^{\text{tot}} = P_n^{\max}$$

Até a convergência de taxa

Até a convergência de PSD

3.4.1.2 Algoritmo *Optimal Spectrum Balancing* - OSB

O OSB [19, 14], é um algoritmo centralizado que pode encontrar soluções ótimas [20] para o problema RA. O problema para maximização de taxa visto na Equação (3.18) é reescrito

como um problema de maximização de taxas com prioridades ou pesos w_n para cada usuário n , cuja formulação é dada a seguir.

$$\text{maximizar } \sum_n w_n R_n, \quad (3.24)$$

$$\text{sujeito a } \sum_{k=1}^K s_n^k \leq P_n^{\max}, \text{ para } n = 1, 2, \dots, N, \quad (3.25)$$

$$0 \leq s_n^k \leq s^{n,\max} \quad \forall k, \quad (3.26)$$

A formulação descrita acima é um problema não-convexo de otimização restrita, cujas restrições de potência são casadas em frequência. Para resolver este problema é usada a teoria do Lagrangeano, vista na Seção 2.5 do Capítulo 2. Para a formulação do problema primal acima, o Lagrangeano assume a forma

$$L = \sum_n w_n R_n - \sum_n \lambda_n \left(\sum_k s_n^k - s_n^{\max} \right), \quad (3.27)$$

onde λ_n corresponde aos multiplicadores de Lagrange. O termo s_n^{\max} , na Equação (3.27), em nada contribui para a maximização de L e por isso é desprezado.

Ao fazer o uso da decomposição dual de Lagrange, vista na Seção 2.5.1 do Capítulo 2, o problema pode ser resolvido separadamente em k :

$$L_k = \sum_n w_n b_n^k - \sum_n \lambda_n s_n^k. \quad (3.28)$$

Com o uso da decomposição dual de Lagrange é possível descartar o problema nos k tons de frequência, ficando o problema casado agora em λ_n e podendo ser resolvido de forma independente em cada k tom, onde a maximização de cada L_k resultará na maximização de L . Este problema é então resolvido através de uma busca exaustiva, visto na Seção 2.6.1 do Capítulo 2, em cada tom de frequência para todos os usuários simultaneamente, a qual procura a melhor combinação de potências alocáveis que maximizem L . A forma como a busca exaustiva é realizada, faz com que a complexidade do OSB seja exponencial com o número de usuários, fato este que torna o OSB impraticável em sistemas DSL reais.

Os valores de w_n e λ_n são calculados através do método do sub-gradiente, visto na Seção 2.6.3 do Capítulo 2, como pode ser observado no algoritmo OSB mostrado na Tabela 3.2.

Tabela 3.2: Algoritmo *Optimal Spectrum Balancing* - OSB

Repetir

Repetir

Para $k = 1 \dots K$

$$s_1^k, \dots, s_s^k = \arg \max L_k$$

$$\lambda_n = \max[\lambda_n + \varepsilon_p(\sum_k s_n^k - P_n^{\max}), 0], \forall n$$

Até a convergência de potências

$$w_n = \max[w_n + \varepsilon_r(R_n^{\text{alvo}} - f_s \sum_k b_n^k), 0], \forall n > 1$$

$$w_1 = 1 - \sum_{n=2}^N w_n$$

Até a convergência de taxas

3.4.1.3 Algoritmo *Iterative Spectrum Balancing* - ISB

O ISB [21, 19] foi inspirado no OSB com a vantagem de conseguir reduzir a complexidade dele adotando um processo iterativo para encontrar os valores alocáveis de potências, procedimento este que não alterou a otimalidade da solução.

A principal característica do ISB também é uso da decomposição dual, a partir da qual o problema modelado na Equação (3.18) gera a seguinte solução para a alocação de potência.

$$s_n^k = \arg \max \left(\sum_{n=1}^N w_n b_n^k - \sum_{n=1}^N \lambda_n s_n^k \right) \quad (3.29)$$

onde λ_n são os multiplicadores de Lagrange.

Assim como o OSB, o ISB também é centralizado e também usa busca exaustiva para encontrar os melhores valores alocáveis de potência de cada usuário, no entanto, o procedimento realizado pelo ISB não faz esta busca simultaneamente, mas de forma iterativa, ou seja, um usuário de cada vez. O algoritmo do ISB é mostrado na Tabela 3.3.

Tabela 3.3: Algoritmo *Iterative Spectrum Balancing* - ISB

Repetir

Para $n = 1, \dots, N$

Repetir

Repetir

Para $k = 1, \dots, K$

$$s_n^k = \arg \max L_k \quad (3.29)$$

$$\lambda_n = \max[\lambda_n + \varepsilon_p (\sum_k s_n^k - P_n^{\max}), 0]$$

Até a convergência de potências

$$w_n = \max[w_n + \varepsilon_r (R_n^{\text{alvo}} - f_s \sum_k b_n^k), 0]$$

$$w_1 = 1 - \sum_{n=2}^N w_n$$

Até a convergência de taxas

Até a convergência de PSDs

3.4.1.4 Algoritmo *Low-Complexity Distributed* - SCALE

O SCALE [22] surgiu em 2005 como uma proposta para resolver também o problema RA. Este algoritmo apresenta complexidade comparável a do IWF, um desempenho quase-ótimo, próximo ao ISB, e é classificado como predominantemente autônomo, precisando ainda de uma SMC. O uso da SMC é necessário para fornecer informações sobre o *crosstalk* de todos os usuários. Se esta informação não está disponível, o SCALE apresenta um desempenho semelhante ao IWF.

A estratégia deste algoritmo é utilizar um artifício para fugir da não-convexidade do problema original mostrado na Equação (3.18). Para tal é usado a seguinte relação matemática de desigualdade

$$\alpha \log(z) + \beta \leq \log(1 + z), \quad (3.30)$$

onde α corresponde a $\frac{z_0}{1+z_0}$ para o qual $\beta = \log(1 + z_0) - \frac{z_0}{1+z_0} \log(z_0)$.

Pela combinação das Equações (3.24), (3.6) e (3.30) é possível obter a seguinte formulação, ainda não convexa, para o problema de maximização de taxa.

$$\max_{\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_N} \sum_n w_n f_s \sum_k \left[\alpha_n^k \log_2 \left(\frac{s_n^k |h_{nn}^k|^2}{\Gamma(\sigma_n^k + \sum_{m \neq n} s_m^k |h_{mn}^k|^2)} \right) + \beta_n^k \right], \quad (3.31)$$

A formulação acima passa a ser convexa através de um outro artifício matemático, $\tilde{s}_n^k = \ln s_n^k$, gerando um novo problema de maximização de taxa

$$\max_{\tilde{\mathbf{s}}_1, \dots, \tilde{\mathbf{s}}_N} \sum_n w_n f_s \sum_k \left[\alpha_n^k \log_2 \left(\frac{e^{\tilde{s}_n^k} |h_{nn}^k|^2}{\Gamma(\sigma_n^k + \sum_{m \neq n} e^{\tilde{s}_m^k} |h_{mn}^k|^2)} \right) + \beta_n^k \right]. \quad (3.32)$$

Para este novo problema convexo de otimização restrita foi também utilizado a teoria do Lagrangeano, para o qual será possível incluir a restrição de potência e também descartar as variáveis em frequência. A função Lagrangeana para este problema fica na forma:

$$L = \sum_n w_n f_s \sum_k \left[\alpha_n^k \log_2 \left(\frac{e^{\tilde{p}_n^k} |h_{nn}^k|^2}{\Gamma(\sigma_n^k + \sum_{m \neq n} e^{\tilde{p}_m^k} |h_{mn}^k|^2)} \right) + \beta_n^k \right] - \sum_n \lambda_n \left(\sum_k e^{\tilde{p}_n^k} - P_n^{\max} \right). \quad (3.33)$$

O problema acima é resolvido no domínio da variável $e^{\tilde{s}_n^k}$ e, assim que a solução é encontrada, basta voltar para o domínio de s_n^k , obtendo assim uma nova equação de alocação de potência a partir de um problema convexo, procedimento este responsável pela significativa redução de complexidade do algoritmo. A alocação de potência realizada pelo SCALE é dada pela seguinte equação.

$$s_n^k = \frac{\omega_n \alpha_n^k}{\lambda_n + \sum_{m \neq n} h_{mn}^k \omega_n \alpha_n^k \frac{SNR_k^n(s^k)}{h_{nn}^k s_n^k}}, \quad (3.34)$$

onde $\alpha_n^k = \frac{SNR_n^k}{1 + SNR_n^k}$.

Na Equação (3.34) a alocação é proporcional ao peso w_n e ao α_k^n , interpretado como uma proporção entre o sinal de interesse e o sinal total recebido no tom k para o usuário n . No denominador, o λ_n assume a mesma idéia de penalidade do algoritmo ISB; quanto maior o λ_n menor a quantidade de potência alocada, em que ambos w_n e λ_n são calculados pelo método do sub-gradiente. O algoritmo SCALE é mostrado na Tabela 3.4.

Tabela 3.4: Algoritmo *Successive Convex Approximation for Low Complexity* - SCALE

Repetir

$$\alpha_n^k = 1, \forall n, k$$

Repetir

Calcular $\alpha_n^k \quad \forall n, k$

Repetir

Calcular s_n^k

$$\lambda_n = \max[\lambda_n + \varepsilon_p(\sum_k s_n^k - P_n^{\max}), 0], \forall n$$

Até a convergência de potências

Até a convergência de PSDs

$$w_n = \max[w_n + \varepsilon_r(R_n^{\text{alvo}} - f_s \sum_k b_n^k), 0], \forall n > 1$$

Até a convergência de taxas

Os algoritmos abordados nesta seção foram apresentados ressaltando aspectos como processamento, complexidade computacional e otimalidade. A Tabela 3.5 compara estes algoritmos DSM segundo esse aspectos.

Tabela 3.5: Análise comparativa dos algoritmos IWF, OSB, ISB e SCALE

Algoritmo	Processamento	Desempenho Near-Far	Complexidade	Conhecimento sobre o canal
IWF	modem	pobre	muito baixa	nenhum
OSB	SMC	ótimo	muito alta	total
ISB	distribuído	bom	alta	total
SCALE	distribuído	bom	baixa	total

3.5 Considerações Finais

Neste capítulo foram discutidos os conceitos e a teoria sobre gerenciamento estático e dinâmico de espectro. Os algoritmos DSM considerados estado-da-arte também foram apresentados bem como uma breve explanação sobre a estratégia usada por cada um deles para resolver o problema de maximização de taxa.

Os resultados obtidos para as simulações envolvendo os algoritmos IWF, ISB e SCALE serão apresentados no próximo capítulo bem como os cenários utilizados em cada uma das simulações.

Capítulo 4

Resultados

4.1 Introdução

Este capítulo apresenta os resultados de simulações envolvendo canais medidos e padronizados em cenários com os serviços ADSL, ADSL2+ e VDSL, simultaneamente. As simulações foram realizadas a fim de comparar o desempenho destes algoritmos na presença de funções de transferência medidas e padronizados.

Para obtenção dos canais medidos, foi realizado em laboratório um conjunto de medições de função de transferência direta e de acoplamento. Em seguida, foram realizadas as simulações com o objetivo de comparar o desempenho em taxa envolvendo os algoritmos IWF, ISB e SCALE. A análise comparativa destes algoritmos foi realizada através do gráfico da região de taxa e de tabelas obtidas para cada cenário DSL [16]. Para as simulações foi utilizado o modelo *VDSL2 Noise A* [5] como ruído de fundo.

4.2 Medições de Função de Transferência

Foi realizado no LABIT (Laboratório de Inovação Tecnológica) da Universidade Federal do Pará, localizado no LEEC (Laboratório de Engenharia Elétrica e de Computação), um conjunto de medições de função de transferência direta e de acoplamento utilizando três diferentes *binders*, uma vez que os efeitos do acoplamento NEXT são desprezados em função do uso de FDD, foram realizadas somente medições de funções de acoplamento FEXT.

Os cenários, compostos apenas de 10 pares trançados, utilizados nas medições são mostrados nas Figuras 4.1 e 4.2. As Figuras a seguir também mostram, em vermelho, o efeito

do acoplamento FEXT gerado em cada cenário.

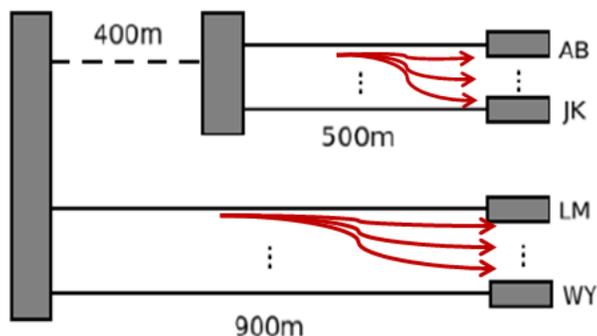


Figura 4.1: Cenário 1 utilizado para a medição de função de transferência direta e acoplamento. Em vermelho, o efeito de acoplamento FEXT gerado.

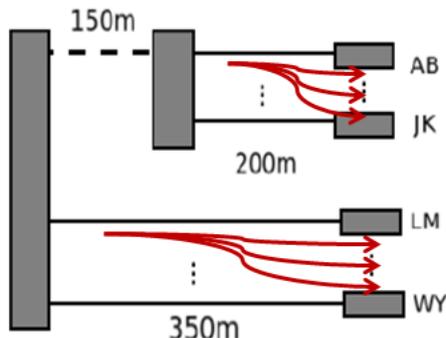


Figura 4.2: Cenário 2 utilizado para a medição de função de transferência direta e acoplamento. Em vermelho, o efeito de acoplamento FEXT gerado.

Os cabos utilizados nos cenários de medição estavam disponíveis em uma esteira porta-cabos em volta do LEEC. As informações sobre comprimentos, bitolas e fabricantes são mostradas na Tabela 4.1. Os pares trançados foram denominados de **AB**, **CD**, ..., **JK**, para os quais foram realizadas quatro medições de função de transferência. A função de transferência utilizada nas simulações foi composta a partir da média das quatro funções, retirados os *outliers*¹ através do teste de Dixon [23].

¹Pontos provenientes de erros de medição e geralmente distantes dos demais pontos característicos da curva

Tabela 4.1: Lista de Cabos

Nomes	Número de Pares	Comprimento (mm)	Bitola (mm)	Fabricante
DSM4	30	500	0.5 (24 AWG)	Ericsson
DSM	10	400	0.4 (26 AWG)	Furukawa
LQ21	30	200	0.5 (24 AWG)	Ericsson
LQ27	30	150	0.5 (24 AWG)	Ericsson

4.2.1 Equipamentos e Configuração de Medição

Para realização das medições de função de transferência, foi utilizado um aparato de medição composto dos seguintes equipamentos.

- Analisador de rede Agilent 4395A
- 2 Baluns North Hills 0301BB (10kHz-60MHz, 50 Ohm UNB, 100 Ohm BAL).
- Agilent 87512A (splitter de signal- measurement B/R).
- resistores de casamento: 100 Ohm.
- Conectores de interface com os cabos: RJ11 (fêmea e macho).

A montagem e configuração do aparato utilizado nas medições é mostrada na Figura 4.3.

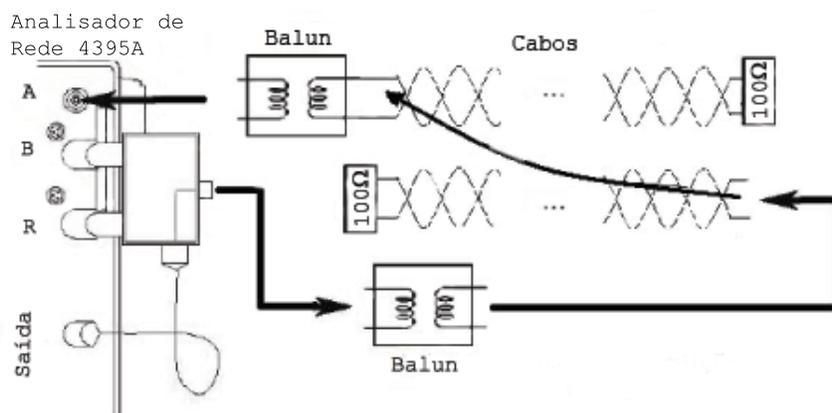


Figura 4.3: Aparato utilizado nas medições.

Foi assumindo o valor de 15 dBm de potência na saída do analisador de rede 4395A, o qual foi dividido em dois sinais pelo 87512A/B Transmission/Reflection Test Set: um sinal é usado como referência e o outro como um sinal de teste que é aplicado no cabo em teste, ou seja, o sinal efetivo inserido no par trançado é de 7,5 dBm. A fim de assegurar o casamento de impedância, os pares trançados são conectados ao instrumento através de dois baluns, e para o caso das medidas de FEXT, os resistores de 100 ohms também foram usados.

As funções de transferência direta e de acoplamento obtidas para os cenários de medição 1 e 2 são mostradas nas Figuras 4.4, 4.5, 4.6, 4.7 e 4.8, respectivamente.

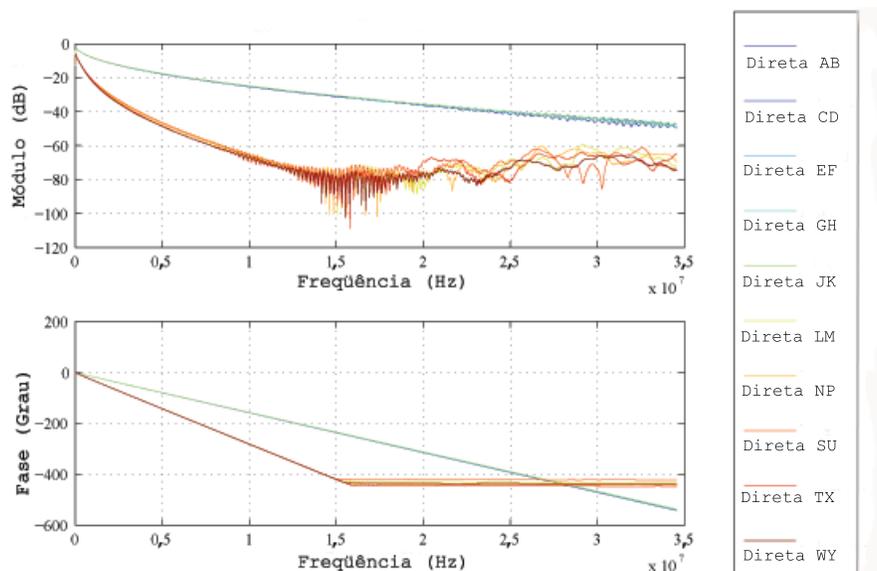


Figura 4.4: Módulo e fase das funções de transferência direta medida para o cenário 1.

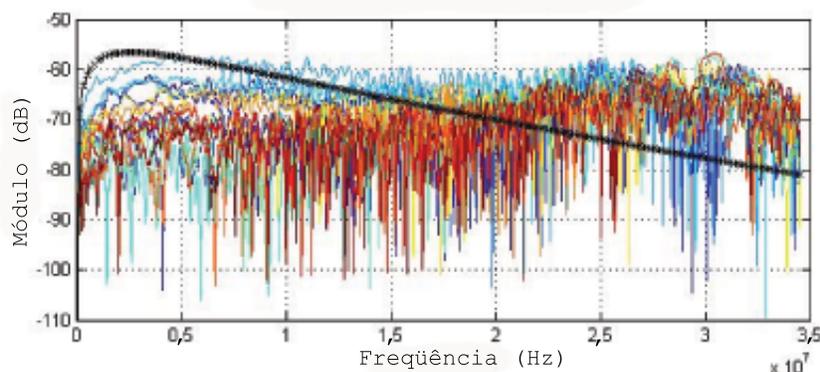


Figura 4.5: Módulo das funções de transferência de acoplamento FEXT medidas e padronizadas para o cenário 1.

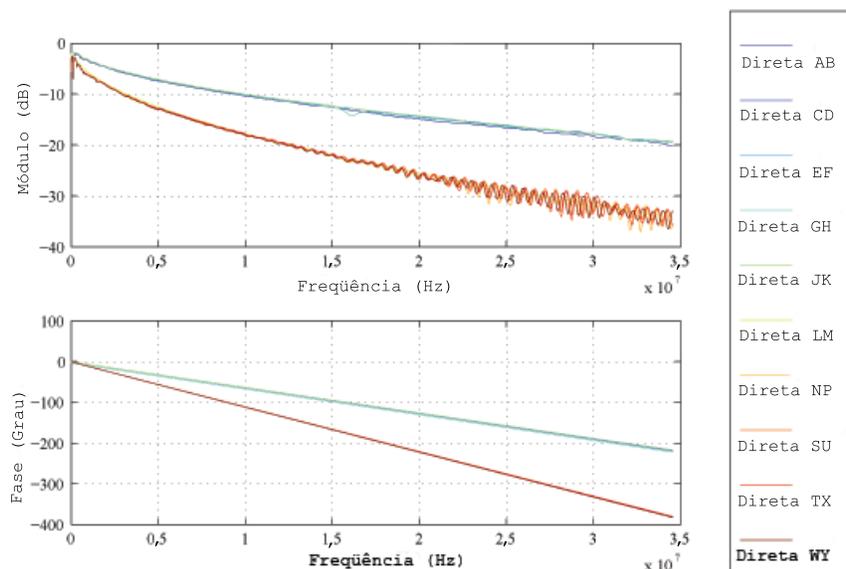


Figura 4.6: Módulo das funções de transferência direta medidas para o cenário 2.

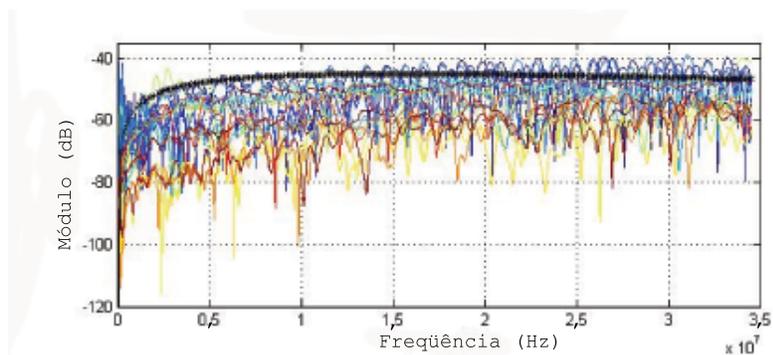


Figura 4.7: Módulo das funções de transferência de acoplamento FEXT medidas e padronizadas para o cenário 2.

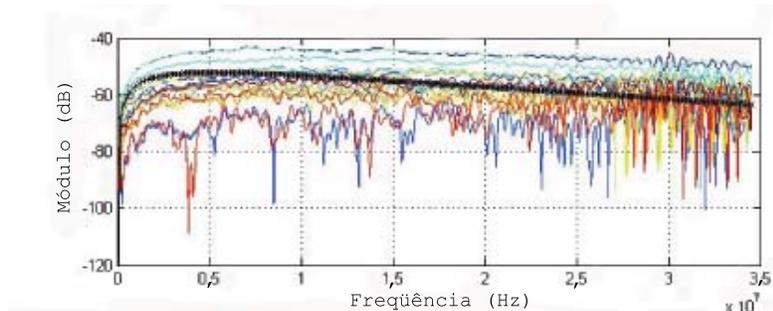


Figura 4.8: Módulo das funções de transferência de acoplamento FEXT medidas e padronizadas para o cenário 2.

Cada curva colorida corresponde à uma função de acoplamento de um par trançado, a curva em preto corresponde a curva do padrão 1% pior-caso. É possível observar nestas figuras a diferença entre cada função de transferência cruzada, teoricamente (de acordo com a curva do padrão), estas funções deveriam ser iguais, uma vez que estão sob as mesmas condições em laboratório e apresentam o mesmo comprimento de cabo (mesmo comportamento variando em frequência). Os resultados das medições acima mencionados e das simulações mostradas na Seção 4.3 foram publicados em [24, 25].

4.3 Simulações

As simulações foram realizadas utilizando canais medidos e padronizados. Os algoritmos foram IWF, ISB e SCALE, onde foi assumido o ruído de fundo o modelo ANSI VDSL Noise A [5] e os serviços ADSL, ADSL2+ e VDSL2.

4.3.1 Serviço VDSL2 com DSM em Transmissão Upstream

Esta simulação foi realizada a fim de comparar o desempenho dos algoritmos IWF, ISB e SCALE utilizando apenas canais padronizados. O cenário para esta simulação, Figura 4.9, considera dois usuários conectados ao provedor DSL ou escritório central (CO - central office). Os usuários estão distanciados da CO a 200 e 1000 metros.

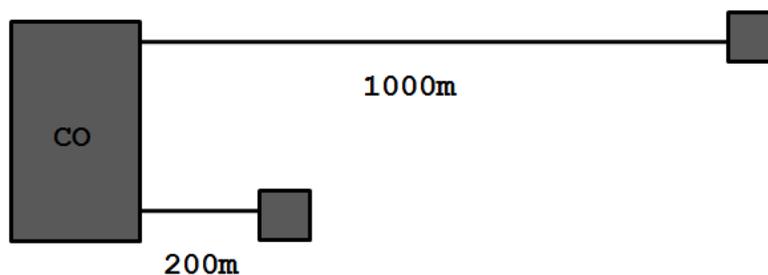


Figura 4.9: Cenário utilizado para a simulação do serviço VDSL2 com DSM em Transmissão Upstream.

Os resultados obtidos permitiram conhecer qual algoritmo DSM apresenta melhor desempenho dado as condições de *crosstalk* de 1% pior caso, para tal foi utilizado um cenário de apenas dois usuários a fim de acompanhar graficamente o comportamento das taxas de transmissão dos usuários. Foi utilizado ainda o método *Flat Power Backoff* - PBO, no qual

cada usuário transmite a menor PSD plana necessária para atingir a taxa alvo, ou seja, uma PSD fixa (máscara espectral) foi utilizada para esta comparação.

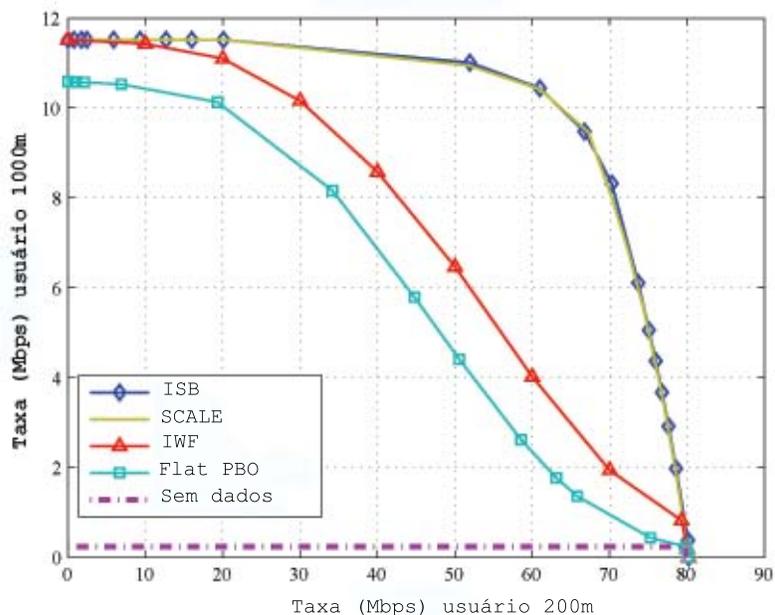


Figura 4.10: Região de taxa obtida para a simulação do serviço VDSL2 com DSM em Transmissão Upstream.

O resultado na Figura 4.10 mostra que os algoritmos ISB e SCALE apresentaram resultados muito próximos, ao passo que o IWF apresentou um comportamento semelhante ao PBO, apresentando apenas maiores ganhos. Para as simulações seguintes, era de se esperar que os algoritmos ISB e SCALE apresentassem os melhores desempenhos em taxa.

4.3.2 Múltiplos Serviços DSL sem DSM em Transmissão Downstream

Inicialmente, o objetivo desta simulação foi observar o desempenho do serviço DSL sem DSM utilizando canais medidos e padronizados. Posteriormente, o objetivo foi observar o impacto causado pelo *crosstalk*, proveniente de uma RT, às demais linhas DSL ao utilizar canais medidos e padronizados. Na literatura, o efeito do *crosstalk* provocado por uma RT é chamado de *near-far*, sendo os cenários que utilizam este efeito chamados de cenários *near-far* [19, 14, 21].

O primeiro cenário utilizado nesta simulação, Figura 4.11, utiliza o serviço SSM, visto na Seção 3.3 do Capítulo 3, no qual cada usuário é responsável pelo próprio desempenho. Este

cenário considera 5 usuários, dois usuários ADSL e três ADSL2+, conectados diretamente a CO a uma distância de 600 metros.

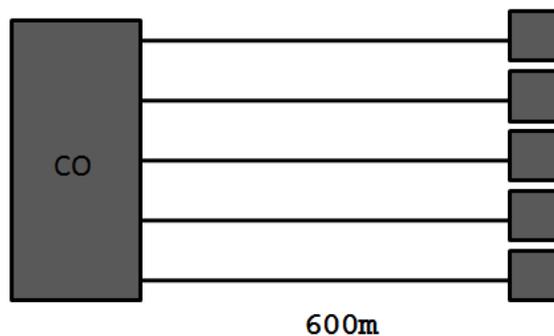


Figura 4.11: Primeiro cenário utilizado para a simulação descrita na Seção 4.3.1.

O segundo cenário utilizado nesta simulação, Figura 4.12, considera o cenário anterior e considera também 5 usuários, um usuário ADSL, três ADSL2+ e um VDSL2, conectados ao RT a uma distância de 400 metros.

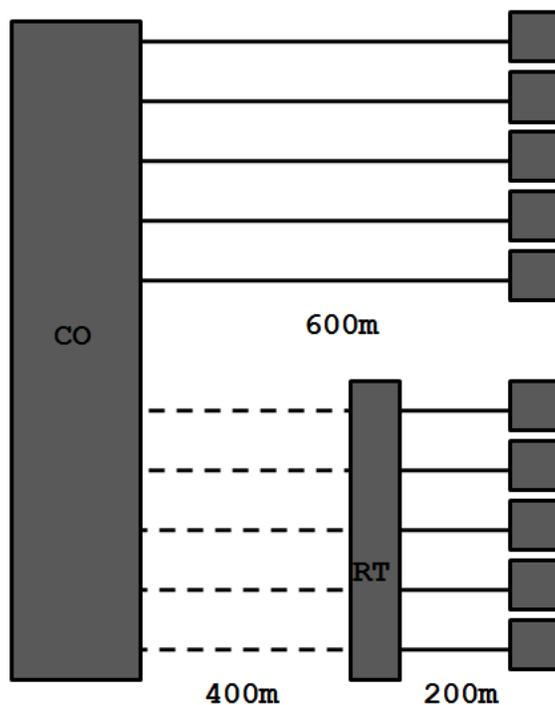


Figura 4.12: Segundo cenário utilizado para a simulação descrita na Seção 4.3.1.

Os resultados obtidos são mostrados na Tabela 4.3.2, para o caso do cenário da Figura 4.11, e na Tabela 4.3.2, para o caso do cenário da Figura 4.12. Comparado estes

resultados, observa-se a diminuição da taxa de transmissão de todos os usuários conectados diretamente a CO. Isto acontece devido a presença do RT e do alto nível de *crosstalk* provocado por ele.

Tabela 4.2: Taxa de bits (Mbps) com canais medidos e padronizados utilizados na simulação para o cenário descrito na Figura 4.11 sem DSM.

Linhas	Serviço	Canais Padronizados	Canais Medidos
USR1	ADSL	11.10	12.64
USR2	ADSL	11.10	13.94
USR3	ADSL2+	19.91	25.95
USR4	ADSL2+	19.91	25.34
USR5	ADSL2+	19.91	28.51

Tabela 4.3: Taxa de bits (Mbps) com canais medidos e padronizados utilizados na simulação para o cenário descrito na Figura 4.12 sem DSM.

Linhas	Serviços	Canais Padronizados	Canais Medidos
USR1	ADSL	10.16	12.62
USR2	ADSL	10.16	13.82
USR3	ADSL2+	16.41	24.18
USR4	ADSL2+	16.41	24.87
USR5	ADSL2+	16.41	25.52
USR6	VDSL2	100.40	100.40
USR7	ADSL	12.46	13.02
USR8	ADSL2+	22.47	25.33
USR9	ADSL2+	22.47	28.6
USR10	ADSL2+	22.4	28.62

4.3.3 Múltiplos Serviços DSL com DSM em Transmissão Downstream

Para minimizar o efeito do *crosstalk* causado pela inclusão de um RT no cenário mostrado na Figura 4.12 foram utilizados os algoritmos DSM SCALE e IWF com canais padronizados e medidos. Os resultados são mostrados nas Tabelas 4.4 e 4.5

Tabela 4.4: Taxa de bits (Mbps) utilizando algoritmos DSM com canais medidos.

Linhas	Serviços	IWF	SCALE
USR1	ADSL	13.39 (+6.1%)	13.41 (+6.26%)
USR2	ADSL	14.31 (+3.5%)	14.38 (+3.98%)
USR3	ADSL2+	24.54 (+1.5%)	25.03 (+3.5%)
USR4	ADSL2+	24.79	25.05 (+0.72%)
USR5	ADSL2+	25.07 (-1.8%)	26.02 (+1.96%)
USR6	VDSL2	115.51 (+15%)	115.06 (+14.06%)
USR7	ADSL	14.15 (+8.7%)	14.06 (+8.0%)
USR8	ADSL2+	25.46 (+0.5%)	26.17 (+3.32%)
USR9	ADSL2+	28.16 (-1.5%)	27.54 (-3.71%)
USR10	ADSL2+	28.58	28.71

Tabela 4.5: Taxa de bits utilizando algoritmos DSM com canais padronizados.

Linhas	Serviços	IWF	SCALE
USR1	ADSL	10.68 (+5.12%)	11.12 (+9.45%)
USR2	ADSL	10.68 (+5.12%)	11.12 (+9.45%)
USR3	ADSL2+	16.26 (-0.91%)	18.2 (+10.91%)
USR4	ADSL2+	16.26 (-0.91%)	18.2 (+10.91%)
USR5	ADSL2+	16.26 (-0.91%)	18.2 (+10.91%)
USR6	VDSL2	115.52 (+15%)	117.24 (+16.77%)
USR7	ADSL	13.36 (+7.2%)	12.61 (+1.2%)
USR8	ADSL2+	22.51	22.48
USR9	ADSL2+	22.51	22.48
USR10	ADSL2+	22.51	22.48

Tais resultados mostram os ganhos em percentual em relação às taxas obtidas utilizando SSM (análise sem DSM) e mostram também que o uso de algoritmos DSM permitiu o aumento da taxa de transmissão em quase todas as linhas, novamente, as taxas de dados obtidas a partir do uso de canais medidos foram maiores do que utilizando os canais padronizados. Observa-se também que o algoritmo DSM SCALE obteve maiores taxas de transmissão, tanto para os canais medidos quanto para os canais padronizados.

4.3.4 Serviço VDSL2 com DSM em Transmissão Downstream

Esta simulação foi realizada apenas para dois usuários, visando observar graficamente o comportamento das taxas entre os usuários utilizando os algoritmos IWF, ISB e SCALE com canais medidos e padronizados. Para este cenário, diferentes valores de taxas alvos foram aplicadas ao usuário conectado a RT, e neste caso, o usuário conectado a CO tentava maximizar a sua própria taxa de transmissão. O cenário utilizado nesta simulação é mostrado na Figura 4.13

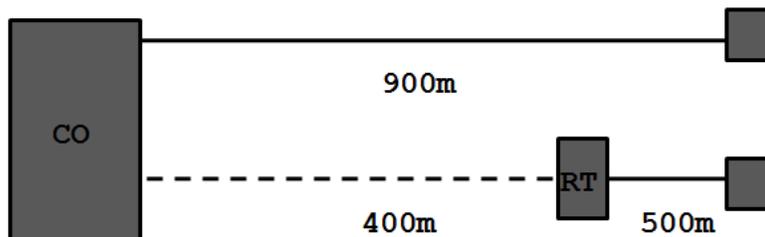


Figura 4.13: Cenário utilizado para a simulação com serviço VDSL2 com DSM em Transmissão Downstream.

Os resultados são mostrados na Figuras 4.14 e 4.15, onde observa-se que, tanto para os canais padronizados quanto para os canais medidos, os algoritmos ISB e SCALE atingiram maiores taxas de transmissão e conseqüentemente melhor desempenho. O algoritmo IWF alcançou um desempenho próximo ao ISB e ao SCALE nas simulações utilizando canais padronizados, uma vez que que o baixo nível de *crosstalk* possibilitou uma situação próxima das condições ideais.

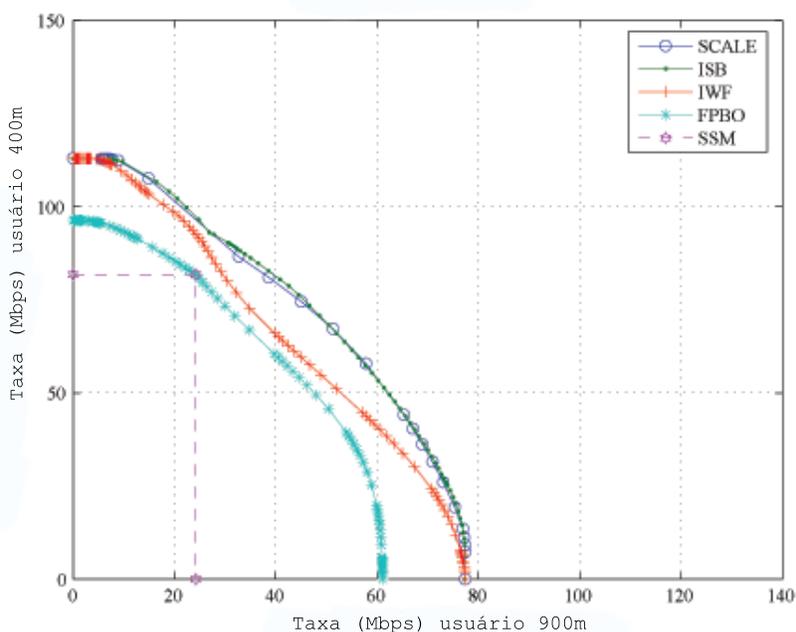


Figura 4.14: Região de taxa obtida para os algoritmos IWF, ISB e SCALE utilizando serviço VDSL2 com transmissão downstream e canais padronizados.

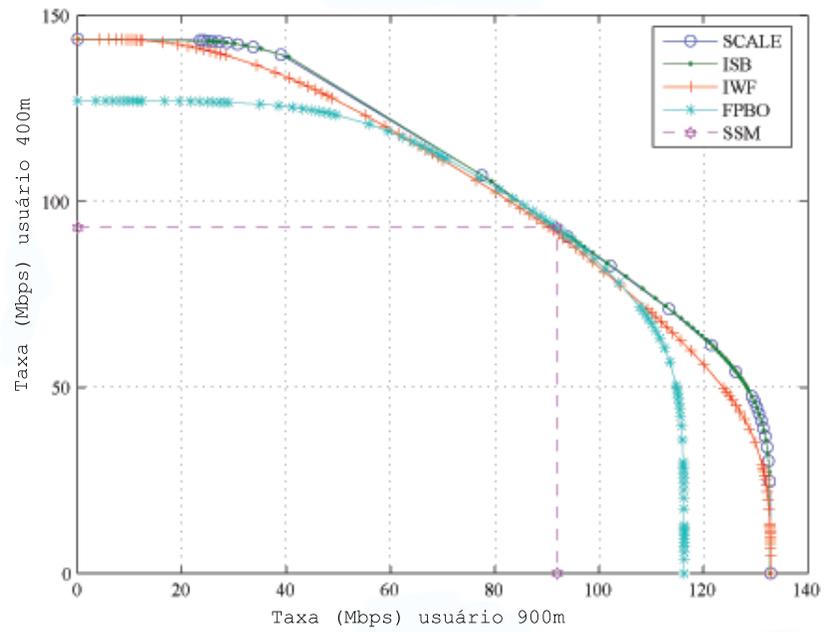


Figura 4.15: Região de taxa obtida para os algoritmos IWF, ISB e SCALE utilizando serviço VDSL2 com transmissão downstream e canais medidos.

4.4 Considerações Finais

Neste capítulo foram apresentados os resultados das simulações para os algoritmos IWF, ISB e SCALE. Para executar as simulações foram realizadas um conjunto de medições de função de transferência direta e de acoplamento, tais medições foram utilizadas nas simulações como os canais medidos. Foram realizadas também simulações envolvendo canais calculados de acordo com o padrão conhecido como 1% pior caso, onde o canal de transmissão é modelado matematicamente a partir da pior função de transferência sob as condições mais adversas, situação esta de raríssima ocorrência em linhas DSL reais. As simulações foram realizadas visando comparar o desempenho entre os algoritmos DSM, bem como comparar o desempenho deles em situações envolvendo canais padronizados e medidos.

Capítulo 5

Conclusão

Este capítulo está dividido de acordo com os tópicos abordados nos capítulos anteriores, suas respectivas conclusões e resultados obtidos ao longo desta dissertação.

5.1 Sobre as Técnicas de Otimização abordadas nos Algoritmos DSM

Os algoritmos DSM abordados nesta dissertação foram recentemente publicados e são referência internacional do uso de gerenciamento de espectro para o problema de maximização de taxa. Todos eles utilizam da mesma técnica de otimização: A função Lagrangeana e a teoria da dualidade. O uso desta técnica tornou-se comum na abordagem deste problema visto que a teoria de Lagrange permite encontrar o máximo da função dual mesmo quando o problema primal seja não-convexo. A situação se encaixa perfeitamente para o problema de gerenciamento de espectro. Após o IWF, as publicações seguintes mantiveram o foco na teoria Lagrangeana para manipular matematicamente o problema primal. Ora, se por um lado foi possível encontrar algoritmos capazes de encontrar soluções com melhores desempenhos, utilizando a teoria de Lagrange, por outro lado existe um universo em otimização ainda não explorado para a solução do problema de gerenciamento de espectro, fator este que não permite conhecer ou comparar o quanto é possível ganhar (ou perder) em termos de complexidade computacional com a aplicação de outras estratégias de otimização. Apesar da teoria de Lagrange corresponder apenas à um subconjunto de otimização, a utilização desta abordagem proporcionou a elaboração de algoritmos em escala evolutiva no que diz respeito a ganhos em taxas e baixa complexidade.

5.2 Sobre os Algoritmos DSM abordados nesta Dissertação

Para os quatros algoritmos, IWF, OSB, ISB e SCALE, foi apresentada a abordagem matemática das soluções encontradas pelos respectivos autores. Inicialmente foi apresentado o IWF, algoritmo autônomo e de baixa complexidade que se baseia na SNR medida na linha para fazer a alocação de potência. Em seguida foi abordado o OSB que surgiu com a proposta de ser um algoritmo centralizado e ótimo, no entanto apresentando alta complexidade ao ponto de se tornar um algoritmo impraticável em sistemas reais e apenas um referencial de algoritmo ótimo. Posteriormente, foi publicado o ISB, algoritmo com algumas adaptações do OSB e que apresentava com menor complexidade os mesmos resultados. Por último, foi abordado o algoritmo SCALE que a partir de uma manipulação matemática evita um problema não-convexo e encontra resultados próximo ao ótimo. Estes quatro algoritmos tiveram seus desempenhos, em taxa, comparados utilizando canais medidos e padronizados. Os algoritmos foram abordados em ordem cronológica, apresentando a diferença de dois anos, no máximo, entre cada publicação. Tal característica mostra que DSM é uma área rica para estudos futuros, visto que DSM nada mais é do que um problema matemático cuja solução ótima pode ser encontrada de diversas maneiras.

5.3 Sobre as Medições de Função de Transferência de Acoplamento e de Crosstalk

Para realizar as simulações descritas nesta dissertação foi realizado um conjunto de medições de função de transferência direta e de acoplamento. As medições de funções de acoplamento permitiram verificar que pares trançados de um *binder* sob as mesmas condições em laboratório apresentam diferentes funções de transferência, situação esta em que os pares deveriam apresentar funções de transferência de acoplamento iguais de acordo com o padrão, dado que estão sob as mesmas condições e variação em frequência. As medições permitiram também verificar o quanto os padrões de *crosstalk* são conservadores e o quanto podem influenciar no desempenho e na análise comparativa dos algoritmos DSM, fato publicado em [24]. O padrão utiliza o modelo do pior caso, baseado na pior função de transferência em condições adversas, fato de rara ocorrência em situações práticas. Tal padrão constitui ainda uma forma rudimentar de quantificar o nível de *crosstalk* existentes nas linhas DSL.

5.4 Sobre os Resultados Obtidos nas Simulações

As simulações foram realizadas com o objetivo de comparar o desempenho entre os algoritmos ao utilizar canais medidos e padronizados, como visto em alguns dos resultados publicados em [26]. As simulações possibilitaram também acompanhar o ganho, em percentual, obtido por cada algoritmo comparado ao gerenciamento estático de espectro. Os resultados mostraram que, para canais padronizados, os algoritmos ISB e SCALE apresentaram as maiores taxas, ficando o algoritmo IWF com o pior desempenho. No entanto, esta situação não se repete quando nas simulações são utilizados canais reais. Os resultados mostraram que todos os algoritmos apresentaram resultados próximos em taxa, situação possível devido ao baixo nível de *crossstalk* quando comparado ao modelo do pior-caso, possibilitando uma situação mais distante do padrão e conseqüentemente mais realista.

5.5 Trabalhos Futuros

Os seguintes tópicos constituem áreas promissoras para trabalhos futuros, levando em consideração as necessidades evidenciadas na conclusão deste trabalho.

- O uso de técnicas de otimização não-linear, diferentes da teoria de Lagrange, para solucionar o problema de gerenciamento dinâmico de espectro. Considerando que existem muitas técnicas de otimização ainda não utilizadas no contexto DSM, resta investigar possíveis estratégias que, assim como o OSB, possam conduzir a soluções ótimas e que apresentem complexidade computacional comparada ao IWF, de tal forma a gerar novos algoritmos DSM.
- Modelagem de um padrão, eficiente e mais realista, para função de transferência de acoplamento. As medições apresentadas no Capítulo 4, mostraram que o padrão 1% *worst-case* é conservador ao considerar que situações de rara ocorrência na prática sejam concebidas como padrão. Tal consideração resulta em um desperdício de recursos, visto que os atuais gerenciamento de espectro (SSM) consideram este modelo ao utilizar as máscaras estáticas de PSD. Um modelo mais realista seria útil não só para os sistemas SSM mas também permitiriam avaliação e comparação de desempenho dos algoritmos DSM.

Publicações do Autor no Período

- “Evaluation of DSM Performance with Mixed DSL Services and Measured Crosstalk Channel”. Neiva Fonseca, Darlene Neves, Ana Claudia Gomes, Márcio Conte, Boris Dortschy, Klas Ericson, Jaume Rius I Riu, Evaldo Pelaes and Aldebaro Klautau. Simpósio Brasileiro de Telecomunicações, 03-06 de setembro de 2007, Recife, Pernambuco, Brasil.
- “A Tutorial on Optimization Techniques Applied to DSM Algorithms”. Darlene Maciel Neves, Aldebaro Klautau, Eduardo Medeiros, Márcio Conte and Boris Dortschy. Proceedings SPIE Broadband Access Communication Technologies II, 09-12 de setembro de 2007, Boston, Massachusetts, EUA.

Referências Bibliográficas

- [1] C. for Telecoms Research Ltd, “Brazil internet market statistics,” 2006.
- [2] ITU - International Telecommunications Union, “ADSL Standard G.992.1,” 1999, (último acesso em 31/10/2007). [Online]. Available: <http://www.itu.int/rec/T-REC-G.992.1/e>
- [3] ADSL2+ Standard G.992.5, “International Telecommunications Union - ITU,” 2003.
- [4] ADSL2 Standard G.992.3, “International Telecommunications Union - ITU,” 2003.
- [5] ETSI - European Telecommunications Standards Institute, “VDSL Functional Requirements,” 2003.
- [6] VDSL2 Standard G.992.3, “International Telecommunications Union - ITU,” 2006.
- [7] ITU Std. G.993.2, “Very high speed digital subscriber line 2 (VDSL2),” 2006.
- [8] C. Valenti, “Next and fext models for twisted-pair norh american loop plant,” *Selected Areas in Commun., IEEE Journal on*, vol. 20.
- [9] S. Boyd and L. Vandenberghe, *Convex Optimization*. Cambridge University Press, 2004, (último acesso em 31/10/2007). [Online]. Available: <http://www.stanford.edu/~boyd/cvxbook/>
- [10] M. Bazaraa and C. M. Shetty, *Nonlinear Programming*. Jonh Wiley, 2006.
- [11] A. Friedlander, *Elementos de Programação Não-Linear*. Editora Campinas, 1994, (último acesso em 31/10/2007). [Online]. Available: <http://www.ime.unicamp.br/~friedlan/>
- [12] ANSI - American National Standards Institute, “ADSL2 Standard G.992.2,” 2002, (último acesso em 31/10/2007). [Online]. Available: <http://www.itu.int/rec/T-REC-G.992.2/e>
- [13] ITU - International Telecommunications Union, “Test Procedures for DSL Transceivers Standard G.996.1,” 1999, (último acesso em 31/10/2007). [Online]. Available: <http://www.itu.int/rec/T-REC-G.996.1/e>

-
- [14] R. Cendrillon, M. Moonen, J. Verliden, and T. B. W. Yu, "Optimal Multi-user Spectrum Management for Digital Subscriber Lines," *IEEE Transactions Conference on Communications (ICC)*, vol. 1, pp. 1–5, 2004, (último acesso em 31/10/2007). [Online]. Available: <http://www.cendrillon.org/>
- [15] ANSI - American National Standards Institute, "Spectrum Management fo Loop Transmission Systems Standard T1.417," 2003.
- [16] T. Starr and J. M. Cioffi and P. J. Silverman, *Understanding Digital Subscriber Line Technology*. Prentice-Hall, 1999.
- [17] W. Yu, G. Ginis, and J. Cioffi, "Distributed multiuser power control for digital subscriber lines," *IEEE Journal on Selected Areas of Communications*, vol. 20, pp. 1105–1115, 2002, (último acesso em 31/10/2007). [Online]. Available: <http://www.comm.utoronto.ca/~weiyu/publications.html>
- [18] W. Yu and R. Lui, "Dual methods for nonconvex spectrum optimization of multicarrier systems," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 54, pp. 1310–1322, 2006, (último acesso em 31/10/2007). [Online]. Available: <http://www.comm.utoronto.ca/~weiyu/publications.html>
- [19] R. Cendrillon, "Multi-user signal and spectra co-ordination for digital subscriber lines," Ph.D. dissertation, Katholieke Universiteit Leuven, Dec. 2004, (último acesso em 31/10/2007). [Online]. Available: <http://www.cendrillon.org/>
- [20] R. Cendrillon, M. Moonen, W. Yu, J. Verlinden, and T. Bostoen, "Proof of the optimality of optimal spectrum management," May 2004, (último acesso em 31/10/2007). [Online]. Available: <http://www.cendrillon.org/>
- [21] R. Cendrillon and M. Moonen, "Iterative spectrum balancing for digital water-filling implemented on ADSL modems," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Acoust., Speech and Sig. Processing (ICASSP)*, May 2005, (último acesso em 31/10/2007). [Online]. Available: <http://www.cendrillon.org/>
- [22] J. Papandriopoulos and J. S. Evans, "Low-complexity distributed algorithms for spectrum balancing in multi-user DSL networks," 2005, (último acesso em 31/10/2007). [Online]. Available: <http://jpap.andriopou.ulos.org/research.phtml>
- [23] R. Dixon, *Spread Spectrum Systems*, 2nd ed. Wiley, 1984.
- [24] Neiva Fonseca, Darlene Neves, Ana Claudia Gomes, Márcio Conte, Boris Dortschy, Klas Ericson, Jaume Rius I Riu, Evaldo Pelaes, and Aldebaro Klautau, "Evaluation of DSM

Performance with Mixed DSL Services and Measured Crosstalk Channels,” *Simpósio Brasileiro de Telecomunicações - SBrT*, Setembro 2007.

- [25] N. Fonseca, “Desenvolvimento e avaliação de desempenho de algoritmos dsm: Assuntos práticos usando um demonstrator,” *Proposta de Qualificação para Tese de Doutorado*, 2007.
- [26] Darlene Neves, Aldebaro Klautau, Márcio Conte, Eduardo Medeiros and Boris Dortschy, Klas Ericson, , “A Tutorial on Optimization Techniques Applied to DSM Algorithms,” in *Proceedings SPIE Broadband Access Communication Technologies II*, vol. 6776, 2007.