

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

**ESTIMAÇÃO DA DIREÇÃO DE CHEGADA (DOA) DE
SINAIS ELETROMAGNÉTICOS EM CANAIS REVERSOS
CDMA UTILIZANDO ANTENAS INTELIGENTES**

MARCELO CORRÊA HOREWICZ

ORIENTADOR: RICARDO ZELENOVSKY

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

PUBLICAÇÃO: PPGENE.DM – 289A/06

BRASÍLIA/DF: DEZEMBRO – 2006

Folha de Aprovação da Banca Examinadora

FICHA CATALOGRÁFICA

HOREWICZ, MARCELO CORRÊA

Estimação da Direção de Chegada (DOA) de Sinais Eletromagnéticos em Canais Reversos CDMA Utilizando Antenas Inteligentes [Distrito Federal] 2006.

xv, 104p., 297 mm (ENE/FT/UnB, Mestre, Engenharia Elétrica, 2006).

Dissertação de Mestrado – Universidade de Brasília. Faculdade de Tecnologia.

Departamento de Engenharia Elétrica.

1. Estimadores de Direção de Chegada (DOA)

2. Antenas Inteligentes

3. Algoritmo *Expectation Maximization* (EM)

4. CDMA

I. ENE/FT/UnB

II. Título (série)

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

HOREWICZ, M. C. (2006). Estimação da Direção de Chegada (DOA) de Sinais Eletromagnéticos em Canais Reversos CDMA Utilizando Antenas Inteligentes. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica, Publicação PGENE.DM-289A/06, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 104p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Marcelo Corrêa Horewicz.

TÍTULO: Estimação da Direção de Chegada (DOA) de Sinais Eletromagnéticos em Canais Reversos CDMA Utilizando Antenas Inteligentes.

GRAU: Mestre

ANO: 2006

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta dissertação de mestrado e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte dessa dissertação de mestrado pode ser reproduzida sem autorização por escrito do autor.

Marcelo Corrêa Horewicz
SQN 103 Bl. A Apt. 507, Asa Norte.
70732-010 Brasília – DF – Brasil.

À minha esposa Carla e a meus filhos Rodrigo, Matheus e Ana Carolina.

AGRADECIMENTOS

- Ao meu orientador, Prof. Ricardo Zelenovsky, pelo apoio, compreensão, amizade e confiança, fundamentais para a conclusão deste trabalho.
- À minha esposa Carla, pelo carinho, amor, amizade e dedicação.
- Ao Cel Santos Guerra e ao TC Real, que proporcionaram as condições necessárias para a viabilização deste curso de mestrado.
- Ao Cap Nogueira, pelo incentivo para realização deste trabalho de pesquisa.
- À Deus, por tudo.

RESUMO

ESTIMAÇÃO DA DIREÇÃO DE CHEGADA (DOA) DE SINAIS ELETROMAGNÉTICOS EM CANAIS REVERSOS CDMA UTILIZANDO ANTENAS INTELIGENTES

Autor: Marcelo Corrêa Horewicz

Orientador: Ricardo Zelenovsky

Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica

Brasília, dezembro de 2006

O grande esforço dos engenheiros de telecomunicações é a viabilização de métodos que permitam o uso eficiente do espectro de frequências, que é um bem escasso. O Acesso Múltiplo por Divisão de Código (CDMA) e a técnica de processamento espacial utilizando arranjo de antenas são duas tecnologias que podem ser aplicadas para este fim. Neste contexto, a utilização de antenas inteligentes melhora a recepção ao mesmo tempo em que diminui as interferências. Para isto, é importante que a direção de chegada (DOA) dos sinais de interesse seja estimada.

Neste trabalho de dissertação, inicialmente, a tecnologia de antenas inteligentes e o sistema celular CDMA são descritos. Em seguida, diversas técnicas de estimação de direção de chegada de sinais eletromagnéticos em canais reversos CDMA são estudadas e comparadas. Depois, três estimadores de DOA, utilizando o método de estimação de máxima verossimilhança (ML) com o algoritmo de máxima expectativa (EM), aqui denominados de EM1, EMM e EMS, são apresentados e, seus desempenhos são comparados pelo erro médio absoluto das estimativas e pela variância do erro de estimação.

É verificado, por meio de simulações em MATLAB, que o algoritmo EMM possui excelente desempenho em todos os cenários criados. Pelo resultado das simulações é possível concluir que o algoritmo EMM apresenta os melhores resultados em ambiente CDMA.

ABSTRACT

DIRECTION OF ARRIVAL (DOA) ESTIMATION OF ELECTROMAGNETIC SIGNALS IN REVERSE CHANNELS CDMA USING SMART ANTENNAS

Author: Marcelo Corrêa Horewicz

Supervisor: Ricardo Zelenovsky

Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica

Brasília, december of 2006

The great effort of communications engineers is to create methods that allows improve spectrum usage efficiency, that is a scarce resource. The Code Division Multiple Access (CDMA) and the spatial processing techniques using array of antennas are two enable technologies to achieve this task. In this context, the smart antennas technique can improve the reception of the signals of interest and can reduce the interferences at the same time. For this reason, it is important the estimation of the Direction of Arrival (DOA) of the signals of interest.

In this dissertation, initially, the technology of smart antennas and the cellular CDMA system are described. Then, several Direction of Arrival estimation techniques of electromagnetic signals using the reverse channels CDMA are studied and compared. After that, three Direction of Arrival estimators are presented and their performances are compared for estimative absolute mean error and estimative variance error. These methods use the maximum likelihood (ML) approach with expectation maximization (EM) algorithm and are called EM1, EMM and EMS.

It is verified, using simulations in MATLAB, the EMM algorithm has excellent performance in all created scenarios. In conclusion, the EMM algorithm using in reverse channel CDMA presents better results.

SUMÁRIO

1 - INTRODUÇÃO	1
1.1 - MOTIVAÇÃO	1
1.2 - OBJETIVO	2
1.3 - ORDEM DE APRESENTAÇÃO	3
2 - TECNOLOGIA DE ANTENAS INTELIGENTES.....	5
2.1 - ANTENAS INTELIGENTES.....	5
2.2 - ARRANJO DE ANTENAS.....	8
2.2.1 - Arranjo linear uniforme (ULA)	9
2.3 - A FILTRAGEM ESPACIAL	13
2.4 - SISTEMA DE FEIXES COMUTADOS.....	14
2.5 - SISTEMA DE ARRANJO ADAPTATIVO	17
2.6 - ALGORITMOS ADAPTATIVOS.....	19
2.7 - ALGORITMOS DE ESTIMAÇÃO DA DIREÇÃO DE CHEGADA	20
2.8 - VANTAGENS DA TECNOLOGIA DE ANTENAS INTELIGENTES.....	21
2.8.1 - Redução na interferência co-canal.....	21
2.8.2 - Aumento no alcance	21
2.8.3 - Aumento na capacidade.....	21
2.8.4 - Redução da potência transmitida.....	22
2.8.5 - Minimização dos efeitos dos multipercursos.....	22
2.9 - CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO.....	22
3 - SISTEMAS DE COMUNICAÇÕES MÓVEIS CDMA.....	23
3.1 - ESTRUTURA DE UM SISTEMA DE COMUNICAÇÕES MÓVEIS CELULAR.....	23
3.2 - TÉCNICAS DE ACESSO AO MEIO.....	24
3.3 - ESPALHAMENTO ESPECTRAL	25
3.4 - ESPALHAMENTO ESPECTRAL POR SEQÜÊNCIA DIRETA	26
3.5 - CDMA IS-95.....	31
3.5.1 - Canais e códigos no sistema IS-95.....	31
3.5.1.1- O Canal reverso no sistema IS-95	32
3.6 - MODELO DO SINAL EM AMBIENTE CDMA	33
3.7 - CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO.....	36

4 - ESTIMADORES DE DOA EM CANAIS REVERSOS CDMA	37
4.1 - LIMITANTE DE CRAMÉR-RAO (CRB).....	38
4.2 - ALGORITMOS DE ESTIMAÇÃO DA DIREÇÃO DE CHEGADA	39
4.2.1 - Métodos convencionais.....	39
4.2.1.1- Método de atraso e soma (DS)	40
4.2.1.2- Método de Capon	41
4.2.2 - Métodos baseados em subespaço.....	42
4.2.2.1- MUSIC	42
4.2.2.2- ESPRIT	44
4.2.3 - Método de maximização da função de verossimilhança	47
4.2.3.1- Algoritmo EM (<i>Expectation Maximization</i>)	50
4.2.3.2- Algoritmo EM1	53
4.2.3.3- Algoritmo EMM.....	54
4.3 - SIMULAÇÕES E RESULTADOS OBTIDOS NA ESTIMAÇÃO DA DIREÇÃO DE CHEGADA	56
4.3.1 - Primeiro conjunto de simulações	59
4.3.1.1- Desempenho em Função da SNR.....	59
4.3.1.2- Desempenho em função da quantidade de antenas do arranjo.....	61
4.3.1.3- Desempenho em função da quantidade de usuários no sistema.....	63
4.3.1.4- Desempenho em função da quantidade de multipercursos	65
4.3.2 - Segundo conjunto de simulações.....	66
4.3.2.1- Evolução do erro médio entre as iterações.....	66
4.3.2.2- Evolução do EMA a cada iteração	67
4.3.2.3- Evolução do tempo médio de convergência.....	68
4.3.3 - Terceiro conjunto de simulações.....	69
4.4 - CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO.....	71
5 - ESTIMADOR DE DOA COM MODELAGEM ESTOCÁSTICA DOS SINAIS EM CANAIS REVERSOS CDMA	73
5.1 - MODELO DE SINAIS ESTOCÁSTICOS.....	73
5.2 - ALGORITMO EMS.....	75
5.3 - SIMULAÇÕES E RESULTADOS OBTIDOS NA ESTIMAÇÃO DA DIREÇÃO DE CHEGADA	78
5.3.1 - Quarto conjunto de simulações	80
5.3.1.1- Desempenho em função da SNR.....	81

5.3.1.2- Desempenho em função da quantidade de antenas do arranjo.....	83
5.3.1.3- Desempenho em função da quantidade de usuários no sistema.....	85
5.3.1.4- Desempenho em função da quantidade de multipercursos	87
5.4 - CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO.....	89
6 - CONCLUSÕES E SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS	90
6.1 - CONCLUSÕES GERAIS	90
6.2 - CONTRIBUIÇÕES DESTE TRABALHO	93
6.3 - SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	93
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	95
APÊNDICES	99
A – LISTAGEM DOS PROGRAMAS	100
A.1- ALGORITMO EM1.....	100
A.2- ALGORITMO EMM.....	101
A.3- ALGORITMO EMS	103

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1- Parâmetros padrões para as simulações.	58
Tabela 4.2 - EMA (graus) para valores de estimação iniciais.	70
Tabela 4.3 – Variância do erro para valores de estimação iniciais.....	70
Tabela 4.4 – Tempo médio de convergência para valores de estimação iniciais.....	70
Tabela 5.1- Parâmetros Padrões para as Simulações.....	80
Tabela 5.2 - Comparação do EMA (em graus) dos estimadores EM1, EMM e EMS em ..	82
Tabela 5.3 - Comparação da variância do erro dos estimadores EM1, EMM e EMS em...	83
Tabela 5.4 - Comparação do EMA (em graus) dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da quantidade de antenas do arranjo.....	84
Tabela 5.5 - Comparação da variância do erro dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da quantidade de antenas do arranjo.....	85
Tabela 5.6 - Comparação do EMA (em graus) dos estimadores EM1, EMM e EMS em ..	86
Tabela 5.7 - Comparação da variância do erro dos estimadores EM1, EMM e EMS em...	87
Tabela 5.8 - Comparação do EMA (em graus) dos estimadores EM1, EMM e EMS em ..	88
Tabela 5.9 - Comparação da variância do erro dos estimadores EM1, EMM e EMS em...	89

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1– Formação dos lóbulos num sistema com feixes comutados	7
Figura 2.2– Formação dos lóbulos num sistema de arranjos adaptativos	7
Figura 2.3– Sinal incidente em um arranjo de antenas (modificado [2]).	8
Figura 2.4– Ondas planas incidindo sobre uma ULA (Modificado [2]).	10
Figura 2.5– Diagrama de cobertura do sistema de feixes comutados.	15
Figura 2.6– Diagrama de blocos do sistema de feixes comutados.	15
Figura 2.7– Diagrama de blocos do sistema de arranjos adaptativos (Modificado [2]).	18
Figura 2.8– Arranjos adaptativos com estimadores de direção de chegada.	21
Figura 3.1– Sistema móvel celular	23
Figura 3.2– Sistema com espalhamento espectral por seqüência direta (Modificado [2])..	28
Figura 3.3– Diagrama de blocos do canal de tráfego reverso no IS-95 [1].	33
Figura 4.1– Geometria do MUSIC, no caso de um arranjo com três antenas, dois sinais ..	43
Figura 4.2- Geometria para a construção de três sub-arranjos [1].	45
Figura 4.3- Fluxograma do algoritmo EMM.	55
Figura 4.4– Comparação do EMA dos estimadores DS, Capon, MUSIC, ESPRIT e EM1	60
Figura 4.5– Comparação da variância do erro dos estimadores DS, Capon, MUSIC,	61
Figura 4.6– Comparação do EMA dos estimadores DS, Capon, MUSIC, ESPRIT e EM1	62
Figura 4.7– Comparação da variância do erro dos estimadores DS, Capon, MUSIC,	62
Figura 4.8– Comparação do EMA dos estimadores DS, Capon, MUSIC, ESPRIT e EM1	64
Figura 4.9– Comparação da variação do erro dos estimadores DS, Capon, MUSIC, ESPRIT e EM1 em função da quantidade de usuários.	64
Figura 4.10– Comparação do EMA dos estimadores DS, Capon, MUSIC, ESPRIT e EM1	65
Figura 4.11– Comparação da variação do erro dos estimadores DS, Capon,	66
Figura 4.12– Erro médio entre as iterações do estimador EMM.	67
Figura 4.13– EMA a cada iteração do estimador EMM.	68
Figura 4.14– Tempo de convergência do estimador EMM.	69
Figura 4.15– Tempo de convergência do estimador EMM variando o valor de estimação	71
Figura 5.1– Comparação do EMA dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da.....	81
Figura 5.2– Comparação da variância do erro dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da SNR.	82

Figura 5.3– Comparação do EMA dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da quantidade de antenas do arranjo.....	84
Figura 5.4– Comparação da variância do erro dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da quantidade de antenas do arranjo.....	85
Figura 5.5– Comparação do EMA dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da.....	86
Figura 5.6– Comparação da variância do erro dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da quantidade de usuários no sistema.....	87
Figura 5.7– Comparação do EMA dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da.....	88
Figura 5.8– Comparação da variância do erro dos estimadores EM1, EMM e EMS em....	89

LISTA DE SÍMBOLOS, NOMENCLATURAS E ABREVIACÕES

AWGN	– <i>Additive White Gaussian Noise</i>
CCC	– Central de Comutação e Controle
CDMA	– <i>Code Division Multiple Access</i>
CMA	– <i>Constant Modulus Algorithm</i>
CRB	– <i>Cràmer Rao Bound</i>
DOA	– <i>Direction of Arrival</i>
DS	– <i>Delay and Sum</i>
DS-CDMA	– <i>Direct Sequence CDMA</i>
DSP	– <i>Digital Signal Processing</i>
EM	– <i>Expectation Maximization</i>
EM1	– <i>Expectation Maximization 1</i>
EMA	– Erro Médio Absoluto
EMM	– <i>Expectation Maximization</i> Múltiplo
EMS	– <i>Expectation Maximization Stochastic</i>
EMv	– Estação Móvel
ERB	– Estação Rádio Base
ESPRIT	– <i>Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Technique</i>
FDMA	– <i>Frequency Division Multiple Access</i>
FH	– <i>Frequency Hop</i>
FI	– Frequência Intermediária
FIR	– <i>Finite Impulse-duration Response</i>
IS-95	– <i>EIA Interim Standard for U.S.CDMA</i>
LFSR	– <i>Linear Feedback Shift Register</i>
LMS	– <i>Least Mean Square</i>
LPNC	– <i>Long PN Code</i>
MAI	– <i>Multiple Access Interference</i>
ML	– <i>Maximum Likelihood</i>
MUSIC	– <i>MUltiple Signal Classification</i>
MVDR	– <i>Minimum Variance Distortionless Response</i>
PN	– <i>Pseudo Noise</i>
RF	– <i>Radio Frequency</i>

RLS	– <i>Recursive Least Square</i>
SIR	– <i>Signal-to-Interference Ratio</i>
SMI	– <i>Sample Matrix Inversion</i>
SNR	– <i>Signal-to-Noise Ratio</i>
SPNC	– <i>Short PN Code</i>
TDMA	– <i>Time Division Multiple Access</i>
ULA	– <i>Uniform Linear Array</i>

1 - INTRODUÇÃO

1.1 - MOTIVAÇÃO

Desde que Marconi inventou o rádio, em 1897, o grande esforço dos engenheiros de telecomunicações tem sido o de transmitir cada vez mais informações empregando o mínimo possível de faixa de frequência, pois esta é um recurso natural limitado. A popularização da televisão, a radiodifusão em todo o mundo, as comunicações por satélite, as redes de microondas, entre outros, deram um grande impulso às pesquisas tecnológicas objetivando um uso cada vez mais eficiente do espectro de frequências.

No final da década de 70, a telefonia móvel transformou-se em uma realidade prática e era preciso encontrar maneiras de se permitir que as pessoas pudessem falar sem interferências. Isto foi conseguido com técnicas tradicionais para a época, no entanto, as frequências se esgotaram e a demanda continuou a crescer. Foi, neste momento, que surgiu a telefonia celular, com a idéia de se utilizarem as mesmas frequências diversas vezes, mas em áreas distintas divididas em células.

Atualmente, verifica-se um crescimento acentuado não só no número de usuários dos sistemas móveis de telecomunicações, mas também em outras áreas, especialmente no que diz respeito aos serviços de telefonia celular. Aspectos econômicos têm provocado ao longo dos anos estudos técnicos e desenvolvimentos de tecnologias que possibilitem reduzir custos, aumentar a capacidade dos sistemas e oferecer novos serviços.

Neste contexto, a utilização de antenas inteligentes melhora a recepção dos sinais de interesse ao mesmo tempo em que diminui as interferências, garantindo um ganho de capacidade e qualidade dos serviços ofertados.

Uma das tecnologias importantes em telecomunicações é o chamado múltiplo acesso, onde se busca forma para viabilizar a presença simultânea de diversos usuários em uma mesma rede de comunicações. Um grande número de assinantes pode compartilhar um mesmo conjunto de canais rádio, sendo que a cada assinante é atribuído um canal que esteja no momento disponível. Dentre as diversas técnicas de acesso ao meio que viabilizam o

múltiplo acesso, citam-se as consagradas pela literatura especializada: FDMA, TDMA e CDMA. As operadoras de serviços móveis celulares empregam pelo menos uma destas técnicas de acesso ao meio para possibilitar o controle e a comunicação entre os seus assinantes móveis.

Um dos problemas típicos da área das comunicações móveis, que se enquadra nas técnicas de acesso ao meio e que pode ser resolvido com a utilização de antenas inteligentes, é o de estimação da direção de chegada (DOA, do inglês, *Direction-Of-Arrival*) dos sinais eletromagnéticos dos assinantes móveis.

Com a informação da direção de chegada (DOA) do assinante móvel de interesse, é possível privilegiar o seu sinal em detrimento aos demais que, neste caso, são considerados como interferentes. Desta forma, as comunicações deste usuário são mais efetivas. No campo militar, a informação de DOA é importante para se estimar a provável direção em que se encontra uma transmissão eletromagnética adversa e, com isto, realizar os procedimentos cabíveis para a situação.

1.2 - OBJETIVO

Este trabalho tem como tema principal a estimação da direção de chegada de sinais eletromagnéticos em ambiente CDMA (*Code Division Multiple Acces*) utilizando antenas inteligentes. Em tal ambiente, múltiplos assinantes móveis transmitem sinais a uma estação rádio base, quase que simultaneamente e utilizando a mesma faixa de frequência, no intuito de realizar suas comunicações. No canal reverso (comunicação originada pelos assinantes móveis para estação rádio base), a estação rádio base é provida de antenas inteligentes, ou seja, de arranjos de antenas adaptativos, que recebem estes sinais e os enviam a um processador digital de sinal (DSP).

O principal objetivo deste trabalho de pesquisa é apresentar, comparar e avaliar o desempenho de estimadores de direção de chegada, utilizando o método de estimação de máxima verossimilhança (ML) com o algoritmo EM (*Expectation Maximization*), em canais reversos CDMA.

O desempenho dos algoritmos de estimação da direção de chegada apresentados nesta dissertação, foi comparado através de alguns critérios: pelo Erro Médio Absoluto (EMA) das estimativas e pela variância do erro de estimação.

1.3 - ORDEM DE APRESENTAÇÃO

No capítulo 2 é descrita a tecnologia de antenas inteligentes, suas características, tipos e suas vantagens. No capítulo 3 são abordados os conceitos e definições do sistema móvel celular, sua estrutura e topologia, ambientados para o padrão de sistema CDMA IS-95. Inicialmente, no Capítulo 4, são apresentados alguns algoritmos de estimação da direção de chegada (DOA) consagrados pelas literaturas especializadas, e por isto aqui denominados de clássicos: Atraso e Soma (DS), Capon, MUSIC e ESPRIT. Depois, é tratado especificamente dos estimadores de Máxima Expectância (EM) com modelagem determinística dos sinais, aqui denominados como EM1 e EMM.

O estimador EM1 foi originalmente proposto em [1] e atualizado para os propósitos deste trabalho, o EMM foi proposto, também, em [1], porém apresentava severas limitações, que foram aqui resolvidas sendo, desta forma, apresentado em sua nova versão. O estimador de Máxima Expectância (EM) com modelagem estocástica dos sinais, aqui denominado de EMS, é apresentado no capítulo 5. Nos Capítulos 4 e 5, também, são apresentados os resultados da comparação do desempenho dos estimadores de DOA em canais reversos CDMA, por meio de simulações.

O desempenho destes estimadores foi comparado em função dos seguintes parâmetros: relação sinal-ruído (SNR, do inglês, *Signal-to-Noise Ratio*); quantidade de antenas do arranjo; quantidade de usuários no sistema; e quantidade de multipercursos existentes do sinal original incidente no arranjo de antenas.

Para isto foram realizados quatro conjuntos de simulações:

- Primeiro conjunto de simulação: Foi comparado o desempenho na estimação de DOA de quatro algoritmos freqüentes na literatura especializada (DS, Capon, MUSIC e ESPRIT) com o estimador EM1;
- Segundo conjunto de simulação: Foi analisada a convergência do algoritmo EMM;

- Terceiro conjunto de simulação: Foi analisada a influência do valor de estimação inicial, arbitrária, na convergência do algoritmo EMM;
- Quarto conjunto de simulação: Foi comparado o desempenho na estimação de DOA dos três algoritmos EM desenvolvidos (EM1, EMM e EMS);

Finalmente, no capítulo 6, são apresentadas conclusões sobre este trabalho e realizadas propostas para continuação desta pesquisa.

2 - TECNOLOGIA DE ANTENAS INTELIGENTES

A capacidade e o desempenho dos sistemas de comunicações móveis são limitados geralmente por dois problemas principais: a interferência por multipercursos e a interferência co-canal. Multipercurso é uma circunstância de propagação de sinais quando um sinal transmitido se submete à reflexão dos vários obstáculos no ambiente da propagação provocando a ocorrência de réplicas deste sinal chegando de diferentes direções. Como estes sinais com multipercursos seguem trajetos diferentes, eles possuem fases diferentes ao chegarem no receptor e o resultado é a degradação na qualidade do sinal quando são combinados no receptor, devido a esta defasagem. A interferência co-canal é a interferência provocada por vários sinais operando numa mesma frequência.

Antena inteligente (do inglês, *smart antenna*) é uma das promissoras tecnologias para se obter uma maior capacidade para redes sem fios (do inglês, *wireless networks*) ao reduzir eficientemente as interferências multipercurso e co-canal. Isto é conseguido ao focar a irradiação somente na direção desejada e criar nulos nas demais direções.

2.1 - ANTENAS INTELIGENTES

As antenas inteligentes empregam um conjunto de elementos radiantes dispostos na forma de um arranjo (do inglês, *array*). Os sinais destes elementos são combinados para formar um diagrama de feixe (do inglês, *beam pattern*) móvel ou comutável que acompanhe o sinal desejado. Em um sistema de antenas inteligentes, os arranjos por si só não são inteligentes, sendo preciso um processamento digital de sinal (do inglês, DSP, *Digital Signal Processing*) que os tornam inteligentes. O processo de combinar os sinais e de focar a irradiação em uma direção particular é freqüentemente referido como conformação de feixe (do inglês, *beamforming*).

É importante destacar que apesar do conjunto de elementos possuir a capacidade de radiar a onda eletromagnética na transmissão, neste trabalho o ambiente tratado considera apenas a recepção do sinal pelo arranjo de antenas, ou seja, o conjunto de elementos é utilizado somente como irradiador das ondas eletromagnéticas.

Os primeiros sistemas de antenas inteligentes foram projetados para serem utilizados em aplicações militares para suprimir interferências ou para provocar interferências nos sinais inimigos. Como a supressão da interferência era uma das características deste sistema, logo esta tecnologia foi empregada em aplicações de comunicações *wireless* pessoais, onde a interferência sempre foi o limitante do número de usuários que a rede poderia admitir. É um grande desafio aplicar a tecnologia de antenas inteligentes às comunicações *wireless* pessoais, pois o tráfego destas redes é mais denso e o tempo disponível para computações complexas é limitado. Entretanto, o advento de componentes de processamento digitais poderosos e de baixo custo e o desenvolvimento de técnicas baseadas em software tornaram os sistemas de antenas inteligentes uma realidade prática para os sistemas de comunicações celulares.

Existem basicamente duas abordagens [2] para implementar antenas que modificam dinamicamente seu diagrama a fim de diminuir a interferência e os efeitos do multipercurso, com o conseqüente aumento de cobertura e de alcance:

- Feixes Comutados (do inglês, *Switched beam*);
- Arranjos Adaptativos (do inglês, *Adaptive Arrays*).

A técnica de feixes comutados é mais simples do que à técnica de arranjos adaptativos. Ela fornece um aumento considerável na capacidade da rede quando comparada aos sistemas tradicionais de antenas omnidirecionais ou aos sistemas setorizados.

Nesta aproximação de feixes comutados, um arranjo de antenas, que será explicado com mais detalhes na seção 2.2, gera os feixes (ou lóbulos) sobrepostos que cobrem a área circunvizinha como mostrado na Figura 2.1. Quando um sinal incidente é detectado, é determinado o feixe que está melhor alinhado com a direção do sinal de interesse e, então, é comutado para que este feixe possa comunicar-se com o usuário. Na seção 2.4 este sistema será visto com mais detalhes.

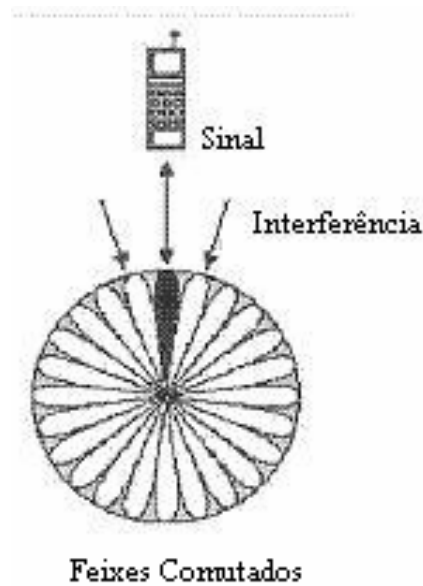


Figura 2.1– Formação dos lóbulos num sistema com feixes comutados

O sistema de arranjos adaptativo, também conhecido simplesmente como antenas adaptativas, é a “mais inteligente” das duas técnicas. Este sistema acompanha o usuário móvel continuamente dirigindo o lóbulo principal para o usuário e ao mesmo tempo formando nulos nas direções dos sinais interferentes como é mostrado na Figura 2.2. O sistema de arranjos adaptativo será visto com mais detalhes na seção 2.5.

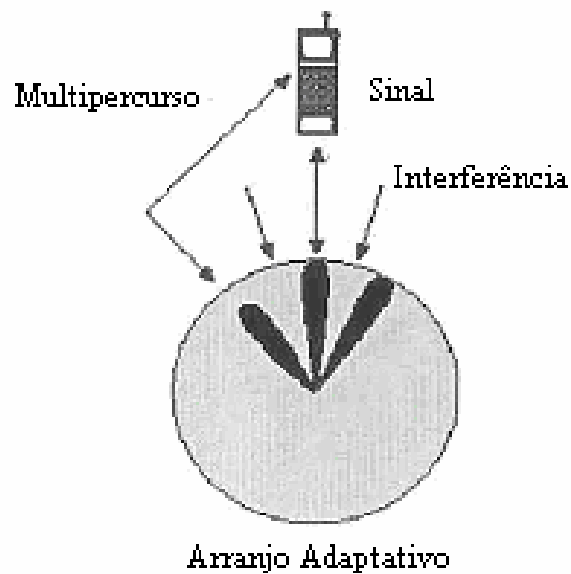


Figura 2.2– Formação dos lóbulos num sistema de arranjos adaptativos

2.2 - ARRANJO DE ANTENAS

Um arranjo de antenas é um conjunto de elementos irradiantes espacialmente distribuídos, cuja saída é fornecida a um processador digital de sinais (DSP) de forma a detectar parâmetros dos sinais incidentes ou gerar um novo diagrama de irradiação para o conjunto de antenas [11].

Para o modelo considerado, sinais eletromagnéticos originados por K diferentes usuários desejados e interferentes incidem sobre o arranjo de antenas cada um segundo uma direção de chegada (DOA, do inglês, *direction of arrival*), sendo θ o ângulo de elevação e Φ o ângulo azimutal, como visto na Figura 2.3. O horizonte é representado por $\theta = \pi / 2$.

É suposto que os usuários estejam bastante distantes do arranjo de antenas de forma que as frentes de onda incidentes sejam consideradas planas. Os sinais incidem no arranjo de antenas com L réplicas atrasadas e atenuadas de seus sinais originais, devido aos obstáculos existentes em seus percursos, ou seja, ocorre a existência de L multipercursos por sinal incidente.

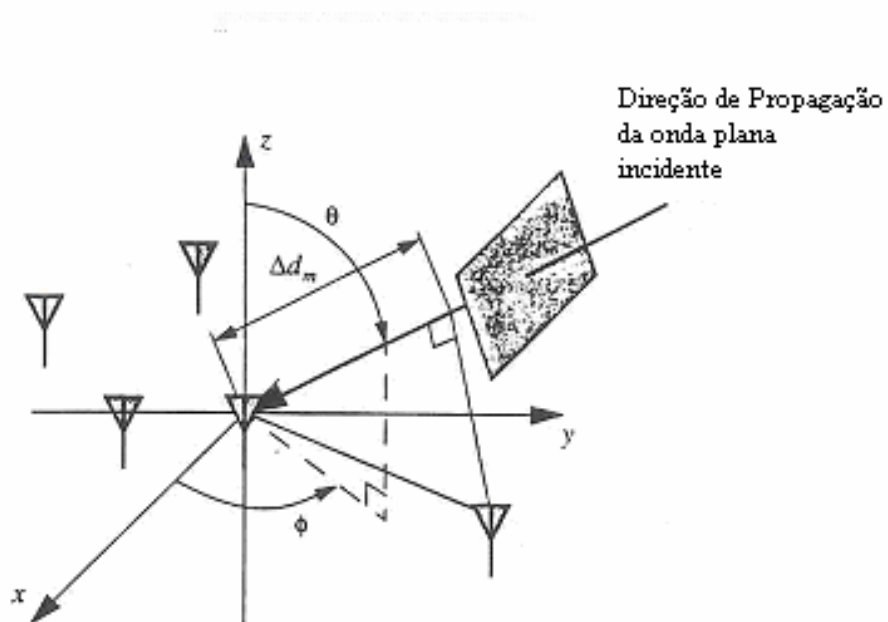


Figura 2.3– Sinal incidente em um arranjo de antenas (modificado [2]).

A fim de simplificar a análise do arranjo de antenas, algumas considerações são necessárias:

- O espaçamento entre as antenas do arranjo é suficientemente pequeno de forma a não permitir variações de amplitude entre os sinais recebidos nos diferentes elementos do arranjo;
- Não existe acoplamento mútuo entre as antenas do arranjo;
- Todos os sinais que chegam até as antenas são compostos por um número discreto de ondas planas, isto é existe um número finito de sinais;
- A largura de banda do sinal incidente no arranjo é pequena comparada à frequência da portadora;
- As antenas são omnidirecionais e idênticas, ou seja, têm o mesmo padrão de irradiação e por isso as características do diagrama de irradiação dependem apenas da geometria do arranjo do processamento.

Apesar de existirem outras formas geométricas de arranjos, nesta dissertação foi estudado apenas o arranjo linear de antenas igualmente espaçadas, denominado de arranjo linear uniforme (ULA, do inglês *Uniform Linear Array*).

2.2.1 - Arranjo linear uniforme (ULA)

Um arranjo linear uniforme de antenas é constituído por uma conjunto de M antenas linearmente dispostas com uma distância Δx entre elas, usualmente medida em unidades de comprimentos de onda (λ) do sinal incidente [2].

Um arranjo linear uniforme com M elementos orientado ao longo do eixo x com cada elemento espaçado de Δx é mostrado na Figura 2.4. Como se pode observar pela Figura 2.4, a frente de onda plana chega às antenas do arranjo em instantes diferentes com um

ângulo θ de elevação e um ângulo Φ azimutal. A diferença de percurso para a frente de onda atingir dois elementos consecutivos é $\Delta d = \Delta x \cos\Phi \sin\theta$.

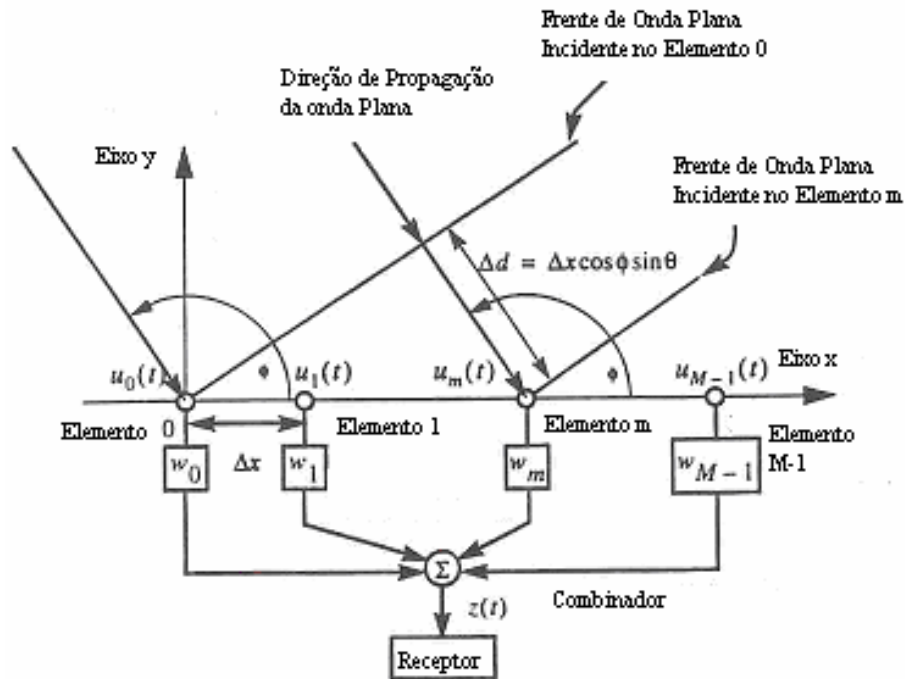


Figura 2.4– Ondas planas incidindo sobre uma ULA (Modificado [2]).

Consideramos, inicialmente, a presença do sinal de um único usuário, identificado pela letra m incidindo sobre o arranjo de antenas.

Tendo como referência uma das antenas do arranjo que, por simplicidade, passa a ser designada pelo número 0 , as demais antenas recebem uma versão defasada em relação ao sinal incidente na antena 0 . Assim, o sinal recebido em cada antena do arranjo pode ser escrito como:

$$u_m(t) = s(t)e^{-j\beta m \Delta d} = s(t)e^{-j\beta m \Delta x \cos\Phi \sin\theta} + n_m(t) \quad (2.1)$$

onde $\beta = 2\pi / \lambda$, sendo λ o comprimento de onda do sinal incidente dado por c/f_0 , c é a velocidade da luz (3×10^8 m/s) e f_0 é a frequência da portadora, $s(t)$ é o sinal incidente no arranjo, $u_m(t)$ é o sinal recebido pela antena m , $n_m(t)$ é o ruído aditivo considerado no

elemento m do arranjo, e $\varphi = \beta m \Delta x \cos \phi \sin \theta$ é a defasagem entre dois elementos consecutivos do ULA.

Um sinal é considerado ser de banda estreita se e somente se todas as componentes de frequência deste sinal ao incidirem sobre o arranjo de antenas sofrerem apenas um deslocamento de fase, mantendo sua amplitude constante [2]. Neste trabalho é considerado que os sinais incidentes serão sempre de banda estreita.

As envoltórias complexas dos sinais incidentes em todas as antenas são descritas pela seguinte expressão matricial:

$$\begin{bmatrix} u_0(t) \\ u_1(t) \\ \vdots \\ u_{M-1}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ e^{-j\beta m \Delta x \cos \phi \sin \theta} \\ \vdots \\ e^{-j(M-1)\beta m \Delta x \cos \phi \sin \theta} \end{bmatrix} \cdot s(t) + \begin{bmatrix} n_0(t) \\ n_1(t) \\ \vdots \\ n_{M-1}(t) \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

O caso geral é aquele onde incidem K sinais, provenientes de diferentes usuários, gerando a seguinte expressão matricial:

$$\begin{bmatrix} u_0(t) \\ u_1(t) \\ \vdots \\ u_{M-1}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ e^{-j\beta m \Delta x \cos \phi \sin \theta_1} & e^{-j\beta m \Delta x \cos \phi \sin \theta_2} & \dots & e^{-j\beta m \Delta x \cos \phi \sin \theta_K} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ e^{-j(M-1)\beta m \Delta x \cos \phi \sin \theta_1} & e^{-j(M-1)\beta m \Delta x \cos \phi \sin \theta_2} & \dots & e^{-j(M-1)\beta m \Delta x \cos \phi \sin \theta_K} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} s_{1,0}(t) \\ s_{2,0}(t) \\ \vdots \\ s_{K,0}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_0(t) \\ n_1(t) \\ \vdots \\ n_{M-1}(t) \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

Esta expressão pode ser re-escrita como indicado abaixo:

$$\underline{U}_M(t) = \underline{A}_{M,K}(\underline{\theta}, \underline{\Phi}) \cdot \underline{S}_K(t) + \underline{N}_M(t) \quad (2.4)$$

Cada coluna da matriz $\underline{A}(\underline{\theta}, \underline{\Phi})$ indica como o arranjo responde numa dada direção e por isto são conhecidas por vetores de direção (do inglês, *steering vector*) para os ângulos θ e Φ .

De forma a simplificar, supõe-se que os sinais com multipercursos sempre chegam ao arranjo uniforme linear num plano horizontal, ou seja, $\theta = \pi / 2$, tal que a direção de chegada dos sinais (DOA) é completamente especificada pela direção azimutal Φ [2]. A matriz $\underline{A}(\theta, \underline{\Phi})$ passa então a ser descrita apenas pela variável Φ :

$$\underline{A} = [\underline{a}(\Phi_1) \quad \underline{a}(\Phi_2) \quad \dots \quad \underline{a}(\Phi_K)] \quad (2.5)$$

onde $\underline{\Phi} = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_K]^T$ e os $\underline{a}(\Phi_i) = [1 \quad e^{-j\beta m \Delta x \cos \phi_i} \quad \dots \quad e^{-j(M-1)\beta m \Delta x \cos \phi_i}]^T$ são os vetores diretores.

Considerando a realização de N amostragens, obtém-se a Equação (2.6), resultante da incidência de K frentes de ondas no arranjo de antenas. Na Equação (2.7), a matriz \underline{U}_m é a matriz de *snapshots*, que contém as amostras do sinal de saída em cada elemento do arranjo de sensores em N instantes de tempo.

$$\begin{bmatrix} u_0(1) & \dots & u_0(N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{M-1}(1) & \dots & u_{M-1}(N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{-j(M-1)\beta m \Delta x \cos \phi_1} & \dots & e^{-j(M-1)\beta m \Delta x \cos \phi_K} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} s_{1,0}(1) & \dots & s_{1,0}(N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{K,0}(1) & \dots & s_{K,0}(N) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_0(1) & \dots & n_0(N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ n_{M-1}(1) & \dots & n_{M-1}(N) \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

ou numa versão mais compacta:

$$\underline{U}_{M,N}(t) = \underline{A}_{M,K}(\underline{\Phi}) \cdot \underline{S}_{K,N}(t) + \underline{N}_{M,N}(t) \quad (2.7)$$

Chegando-se, então, ao problema da estimação dos parâmetros dos K sinais incidentes através de amostras coletadas nas M antenas. No caso específico desta dissertação, o parâmetro desejado é a direção de chegada dos sinais, ou seja, o que se deseja estimar é o vetor de parâmetros $\underline{\Phi} = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_K]$, a partir de uma certa quantidade de *snapshots* e da caracterização dos sinais $\underline{S}_{K,N}$ e do ruído $\underline{N}_{M,N}$.

2.3 - A FILTRAGEM ESPACIAL

Como já foi visto, o processo de combinar os sinais e de focar a irradiação em uma direção particular é freqüentemente referido como conformação de feixe.

Se o sinal desejado e os sinais interferentes ocupam a mesma banda de frequência temporal, então a filtragem temporal não poderá separar de forma completa o sinal desejado dos interferentes. No entanto, os sinais desejado e interferente podem ser originados de localizações diferentes. A separação espacial pode ser explorada a fim de separar estes sinais ao ser utilizado um filtro espacial no receptor.

Desta forma, a utilização de conformadores de feixes com arranjo de antenas provém uma filtragem espacial. A amostra dos sinais incidentes no arranjo de antenas é processada por um conformador de feixes produzindo a seguinte saída do arranjo, conforme a Figura 2.4:

$$z(t) = \sum_{m=0}^{M-1} w_m u_m(t) = s(t) \sum_{m=0}^{M-1} w_m e^{-j\beta m \Delta x \cos \varphi} = s(t) f(\Phi) \quad (2.8)$$

O termo $f(\Phi)$ é o fator do arranjo que determina a razão entre o sinal recebido na saída do arranjo $z(t)$ e o sinal medido no elemento de referência $s(t)$, em função do ângulo de chegada Φ . w_m é o peso complexo e u_m é o vetor de entrada. Desta forma, pode-se re-escrever a Equação (2.8) da seguinte forma:

$$z(t) = w^H u(t) \quad (2.9)$$

w^H é o vetor de pesos complexos e H é a transposta dos conjugados complexos.

Manipulando o vetor de pesos, é possível controlar o diagrama de irradiação do arranjo de antenas, apontando o feixe para a direção do sinal desejado e criando nulos nas demais direções.

Há uma forte analogia entre a filtragem espacial realizada pelo arranjo de antenas e a filtragem temporal realizada por um filtro FIR e, desta forma, o Teorema da Amostragem na sua versão espacial é dado por [8]:

$$d \leq \frac{\lambda}{2} \quad (2.10)$$

Isto significa que a distância máxima permitida entre os elementos de um arranjo de antenas deve ser menor do que a metade do comprimento de onda da frequência do sinal incidente para que não haja ambigüidade entre os sinais.

2.4 - SISTEMA DE FEIXES COMUTADOS

Este tipo de técnica de antenas inteligentes não aponta nem faz a varredura do feixe na direção do sinal desejado [2]. O sistema de feixes comutados emprega um arranjo de antenas que irradia diversos feixes fixos e sobrepostos, cobrindo uma área angular designada subdividindo o setor em vários feixes estreitos. Cada feixe pode ser tratado como um setor individual que serve a um usuário individual ou a um grupo de usuários. Considere uma área celular tradicional mostrada na Figura 2.5, que é dividida em três setores angulares de 120°, com cada setor servido por seis feixes direcionais estreitos.

Os feixes direcionais separados espacialmente resultam no aumento da possibilidade da reutilização de um canal de frequência, reduzindo a interferência e aumentando o seu alcance. Estas antenas não têm um ganho uniforme em todas as direções, mas quando comparadas a um sistema de antenas convencional, elas possuem um aumento de ganho nas direções desejadas.

O sistema de feixes comutados tem um mecanismo de chaveamento que permite selecionar e, então, comutar o feixe direto que dê a melhor recepção para um usuário móvel sob consideração. A seleção é usualmente baseada na máxima recepção de potência para este usuário. O mesmo feixe pode ser utilizado tanto em comunicações de subida (do inglês, *uplink*) como de descida (do inglês, *downlink*).

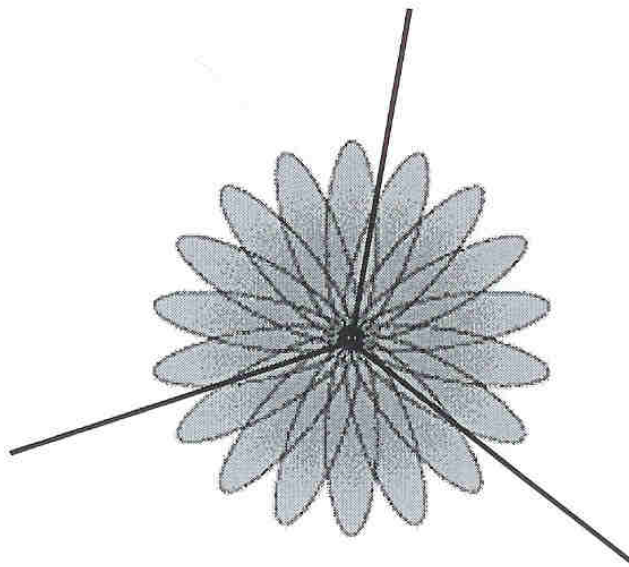


Figura 2.5– Diagrama de cobertura do sistema de feixes comutados.

Um sistema típico de feixes comutados consiste de múltiplos arranjos, com cada arranjo cobrindo um determinado setor. Considere um sistema de conformação de feixes comutados, como mostrado na Figura 2.6. Este, consiste de uma rede de desvio de fase (do inglês, *phase shifting network*), o qual forma múltiplos feixes apontando para determinadas direções. O comutador de RF chaveia o feixe direto na direção desejada, que é selecionado por um controlador lógico. O controlador lógico, por sua vez, é gerenciado por um algoritmo, que faz a varredura de todos os feixes e seleciona o que recebe o sinal mais forte baseado em uma medida realizada pelo detector.

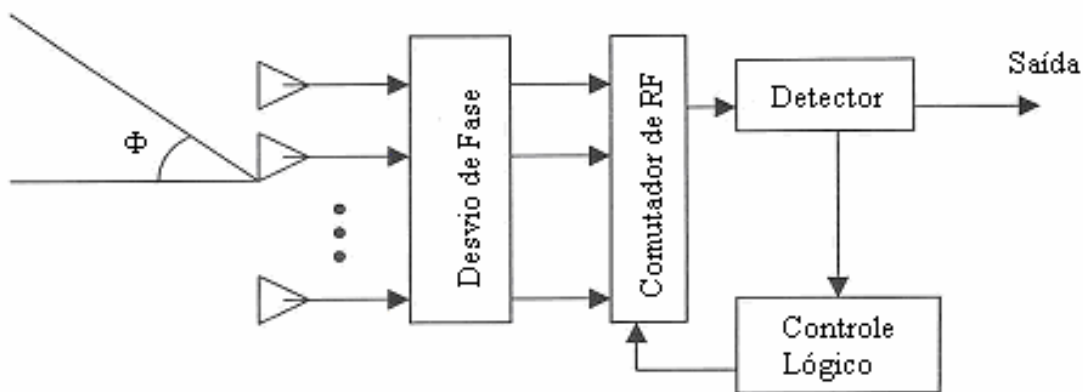


Figura 2.6– Diagrama de blocos do sistema de feixes comutados.

Esta técnica é simples em sua operação, mas não é apropriada para áreas com alta interferência. Considere um cenário onde o sinal de um primeiro usuário estiver sendo apontado pelo feixe do sistema e, desta maneira, estiver no momento sendo considerado como o sinal de acompanhamento preferencial. Se um segundo sinal de um outro usuário estiver na direção dos nulos, então não haverá nenhum tipo de interferência, porém se este mesmo sinal incidir na mesma área do feixe em que se encontra o primeiro sinal, ele poderá causar interferência. Portanto, estes sistemas de feixe comutados são mais apropriados para ambientes com baixa interferência.

No caso da existência de sinais com multipercursos, existe a chance de que o sistema comute o feixe para o sinal incidente com um caminho indireto do que o sinal incidente com caminho de trajetória direta. Isto leva à ambigüidade na percepção da direção do sinal recebido. Assim, os sistemas de feixes comutados são somente utilizados na recepção dos sinais.

Como estas antenas não possuem um ganho uniforme entre os feixes, o usuário móvel, quando se move para longe da borda do feixe em que está comutado, provavelmente vem a perder a comunicação antes que ele passe para os limites do feixe seguinte, isto porque não haverá nenhum feixe na área em que ele está entrando.

Os sistemas de feixes comutados não podem reduzir os componentes da interferência multipercurso com uma direção de chegada próxima do sinal desejado. Apesar de todas estas desvantagens, a aproximação por feixes comutados é menos complicada (comparado aos sistemas completamente adaptativos) e fornece um aumento de alcance, de capacidade, e uma considerável rejeição a interferência quando o sinal do usuário desejado encontra-se no centro do feixe. Além disto, é menos custoso e pode ser facilmente utilizado em sistemas mais antigos.

Em um ambiente CDMA, que faz parte do escopo deste trabalho, os sinais utilizam a mesma faixa de frequências o que ocasiona uma forte interferência co-canal. Como vimos anteriormente, o sistema de feixes comutados não é apropriado para ambientes com altas interferências, ou seja, em casos como o ambiente CDMA.

Em face do exposto, veremos a seguir o sistema de arranjos adaptativos, já que a sua utilização minimiza o problema das interferências co-canal e de multipercursos em ambiente CDMA.

2.5 - SISTEMA DE ARRANJO ADAPTATIVO

Como visto na seção anterior, ficou claro que os sistemas de feixes comutados fornecem limitado aumento de desempenho quando comparados com os sistemas de antenas convencionais, em uma comunicação *wireless*. Entretanto, a melhoria no desempenho pode ser conseguida ao implementar técnicas avançadas de processamento digital de sinais (DSP) para processar a informação obtida pelo arranjo de antenas.

Ao contrário dos sistemas de feixes comutados, os sistemas de arranjo adaptativo, ou simplesmente antenas adaptativas, são realmente inteligentes porque eles são capazes de reagir dinamicamente às mudanças num ambiente de radiofrequência RF [2]. Um arranjo adaptativo utiliza arranjos de antenas controlados por processadores digitais de sinais. Este DSP direciona o lóbulo de irradiação para a direção do sinal do usuário móvel desejado, seguindo-o enquanto ele se move e, ao mesmo tempo, minimizando a interferência provocada pelos sinais dos demais usuários ao introduzir nulos em suas direções.

Em um sistema de arranjo adaptativo, a direção do pico de irradiação do lóbulo principal depende da diferença de fase entre os elementos do arranjo de antenas utilizado. Conseqüentemente, é possível direcionar continuamente o feixe principal em qualquer direção ajustando a diferença de fase $\varphi = \beta m \Delta x \cos \phi \sin \theta$ entre os elementos do arranjo. Na Figura 2.7 é mostrado o diagrama de blocos de um sistema de antenas adaptativas.

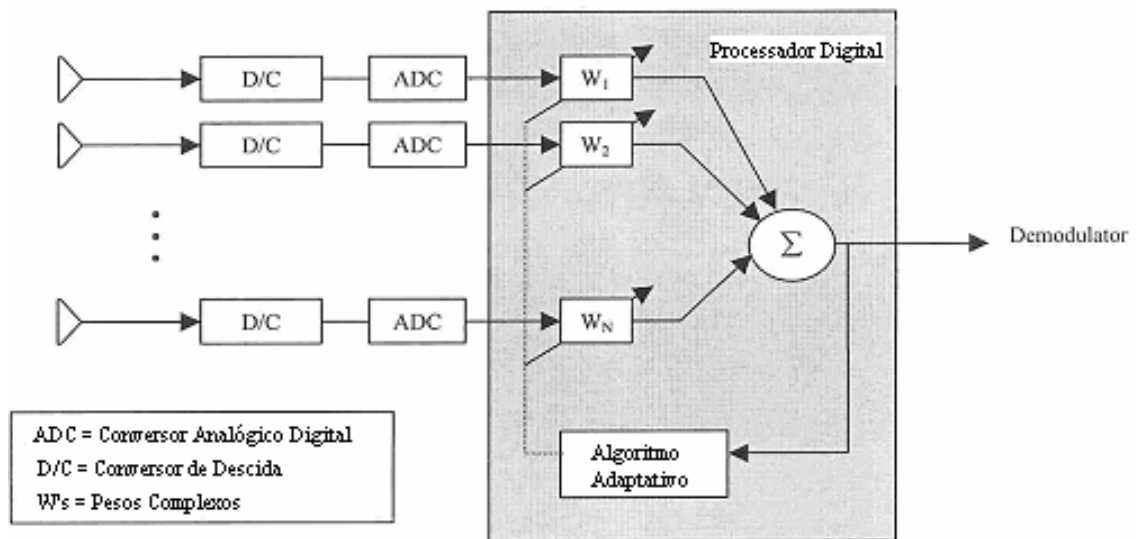


Figura 2.7– Diagrama de blocos do sistema de arranjos adaptativos (Modificado [2]).

Tipicamente, em um sistema de antenas adaptativas, os sinais incidentes nos elementos individuais do arranjo de antenas são combinados inteligentemente para formar uma única conformação de feixe na direção do sinal desejado.

Antes que os sinais incidentes sejam multiplicados pelos pesos W_1, W_2, \dots, W_N , visualizados na Figura 2.7, os sinais são convertidos para a banda base ou para Freqüência Intermediária FI. Os receptores existentes na saída de cada antena executam esta conversão nos sinais incidentes. Os sistemas de arranjos adaptativos utilizam processadores digitais de sinais (DSP) para multiplicar os pesos aos sinais incidentes. Portanto, necessita-se de que os sinais sejam convertidos para o formato digital antes que sejam processados pelo DSP. Os conversores analógicos-digitais são utilizados para este fim.

O DSP é o coração do sistema na medida em que recebe o sinal digital FI e direciona o processamento dos dados a um software. O processador interpreta a informação que chega, determina o valor dos pesos e multiplica estes pesos a cada elemento de saída, de forma a otimizar o diagrama do arranjo. A otimização é baseada em um critério particular, o qual minimiza a contribuição do ruído e da interferência enquanto produz o máximo ganho do feixe na direção desejada.

Existem diversos algoritmos baseados em diferentes critérios para atualizar e computar os pesos ótimos que serão citados a seguir.

2.6 - ALGORITMOS ADAPTATIVOS

Devido ao fato de não estar dentro do escopo deste trabalho, os algoritmos adaptativos serão apenas citados. Em [13] estes algoritmos são apresentados de uma forma bastante detalhada. Como já visto, estes algoritmos têm como finalidade ajustar os pesos complexos do sistema de antenas adaptativas.

Os algoritmos adaptativos podem ser classificados em categorias baseadas em diferentes aproximações.

a) Baseado na adaptação:

- Adaptação Contínua: algoritmos baseados nesta aproximação ajustam os pesos complexos conforme os dados de entrada são amostrados e os mantém atualizados até a convergência para uma solução ótima. Esta aproximação é apropriada quando as estatísticas do sinal são variantes no tempo. Exemplos: algoritmo dos mínimos quadrados (LMS, do inglês, *Least Mean Square*) e algoritmo dos mínimos quadrados recursivo (RLS, do inglês, *Recursive Least Square*);
- Adaptação de Blocos: algoritmos baseados nesta aproximação ajustam os pesos complexos baseados na estimativa obtida de um bloco temporal de dados. Exemplos: algoritmo de inversão de matriz de amostras (SMI, do inglês, *Sample Matrix Inversion*).

b) Baseado na informação requerida:

- Algoritmos baseados em sinal de referência: Estes tipos de algoritmos são baseados na minimização do erro médio quadrado entre o sinal recebido e o sinal da referência. Portanto, requerem um sinal de referência que tenha alta correlação com o sinal desejado. Exemplos: LMS, RLS e SMI;

O sinal de referência não é o sinal real desejado, pois de fato é um sinal que seja próximo do real ou que tenha forte correlação com ele. Os sinais de referência para os algoritmos acima são gerados de diversas maneiras. Em comunicações digitais, os sinais de sincronização podem ser utilizados para esta finalidade.

- Algoritmos Adaptativos Cegos: Estes algoritmos não requerem qualquer informação do sinal de referência. Eles mesmos geram o sinal de referência. Exemplos: algoritmo de Módulo Constante (CMA, do inglês, *Constant Modulus Algorithm*), algoritmo ciclo estacionário (do inglês, *Cyclostationary Algorithm*) e o algoritmo de decisão direta (do inglês, *Decision-Directed Algorithm*).

2.7 - ALGORITMOS DE ESTIMAÇÃO DA DIREÇÃO DE CHEGADA

Como pode ser visto na Figura 2.8, para o conformador de feixe direcionar a irradiação em uma direção particular e colocar nulos nas direções dos sinais interferentes, a direção de chegada dos sinais desejados têm que ser conhecida a priori. Os algoritmos de estimação da direção de chegada trabalham com os sinais recebidos pelo arranjo e estimam a direção de chegada de todos os sinais incidentes. Uma vez que a informação dos ângulos dos sinais incidentes é conhecida, esta informação é passada à rede de conformação de feixes para que se faça o ajuste dos valores do vetor de pesos requerido para direcionar o feixe.

Neste trabalho, são apresentados três estimadores de DOA em ambiente CDMA utilizando algoritmos de máxima verossimilhança, de forma a fornecer os ângulos estimados dos sinais incidentes à rede de conformação de feixes.

Nos capítulos 4 e 5 serão abordados com mais detalhes os algoritmos de estimação da direção de chegada. Na próxima seção serão apresentadas algumas das vantagens da utilização da tecnologia de antenas inteligentes.

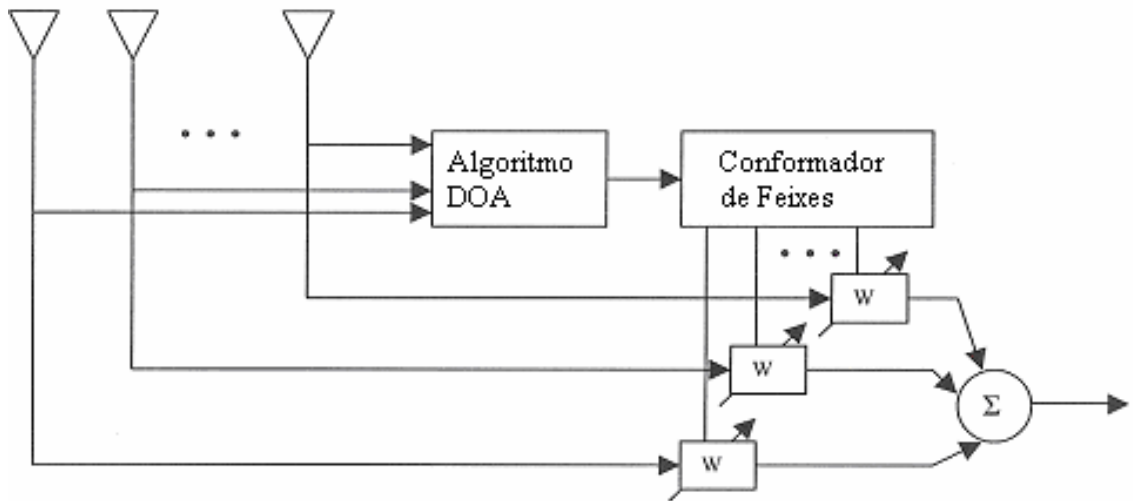


Figura 2.8– Arranjos adaptativos com estimadores de direção de chegada.

2.8 - VANTAGENS DA TECNOLOGIA DE ANTENAS INTELIGENTES

2.8.1 - Redução na interferência co-canal

As antenas inteligentes têm uma propriedade de filtragem espacial para focar a energia irradiada na forma de feixes estreitos principalmente na direção do usuário móvel desejado e um resíduo pequeno nas demais direções. Além disto, as antenas inteligentes também criam nulos na direção de outros usuários móveis em sua vizinhança. Portanto, existe freqüentemente uma insignificante interferência co-canal.

2.8.2 - Aumento no alcance

Como as antenas inteligentes empregam uma coleção de elementos individuais na forma de um arranjo, elas criam um feixe estreito com aumento de ganho quando comparado às antenas convencionais utilizando-se da mesma potência. O aumento no ganho leva a um aumento no alcance e na cobertura do sistema.

2.8.3 - Aumento na capacidade

As antenas inteligentes permitem a redução na interferência co-canal, que leva a aumentar o fator de reuso da frequência. Antenas inteligentes permitem que mais usuários utilizem o

mesmo espectro de frequências ao mesmo tempo trazendo significativo aumento em sua capacidade.

2.8.4 - Redução da potência transmitida

As antenas comuns radiam energia em todas as direções o que leva a um desperdício de potência. As antenas inteligentes radiam energia principalmente na direção desejada. Portanto, menos potência é requerida para a radiação do transmissor. A redução na potência transmitida implica também em redução na interferência para outros usuários.

2.8.5 - Minimização dos efeitos dos multipercursos

As antenas inteligentes podem rejeitar as componentes dos multipercursos, assim minimizando seus efeitos em termos de desvanecimento (do inglês, *fading*) ou podem, com o emprego de sua diretividade, aproveitar os componentes dos multipercursos e adicioná-los construtivamente para aumentar o desempenho do sistema.

2.9 - CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Os ângulos dos sinais incidentes em um arranjo de antenas podem ser empregados como entrada de um algoritmo adaptativo que tenha como finalidade corrigir o posicionamento de suas antenas através da manipulação do vetor de pesos. Desta forma, é possível controlar o diagrama de irradiação do arranjo de antenas, privilegiando as direções dos usuários de interesse e, ao mesmo tempo, anulando a recepção na direção das interferências. A escolha do melhor algoritmo de estimação da direção de chegada (DOA) para cada caso específico é que é o problema de projeto a ser solucionado.

Este trabalho de mestrado apresenta três estimadores da direção de chegada (DOA) de sinais em ambiente CDMA, utilizando antenas adaptativas. Para isto, neste capítulo foi apresentada a tecnologia de antenas inteligentes. No capítulo seguinte serão apresentadas as características de um sistema de comunicações móveis CDMA.

3 - SISTEMAS DE COMUNICAÇÕES MÓVEIS CDMA

Os sistemas de comunicações móveis possuem três componentes básicos: a estação móvel (EMv), a estação rádio base (ERB) e a central de comutação e controle (CCC). A estação móvel é um transceptor portátil utilizado pelo usuário do sistema, a ERB é um repetidor que interliga a EMv à CCC e, por sua vez, a central de comutação e controle controla um grande número de estações base, sendo também responsável pela interface entre o Sistema Móvel e a Rede Pública de Telefonia. Sua estrutura é parecida com a das centrais telefônicas de comutação automática.

Neste capítulo serão apresentadas as principais características de um sistema celular de comunicações móveis, particularizando para o ambiente CDMA. Será visto com mais detalhes o canal de tráfego do enlace reverso do sistema CDMA, ambiente onde se enquadra este trabalho de pesquisa.

3.1 - ESTRUTURA DE UM SISTEMA DE COMUNICAÇÕES MÓVEIS CELULAR

A área de cobertura de uma estação rádio base é denominada de célula e daí que vem a denominação de sistema celular. A Figura 3.1 mostra uma célula do sistema móvel celular.

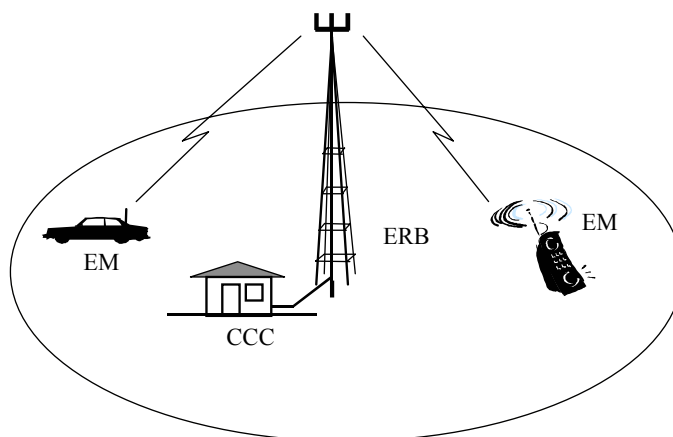


Figura 3.1– Sistema móvel celular

A idéia básica do sistema celular é a reutilização de frequências, ou seja, o mesmo subconjunto de canais pode ser empregado em diversas áreas geográficas relativamente distantes umas das outras. Estas distâncias são impostas para se evitar a interferência co-canal entre os usuários do sistema.

O conjunto de todos os canais disponíveis no sistema é alocado a um grupo de células, que constitui o *cluster*. Para efeito de planejamento, as células são modeladas por hexágonos, que se aproximam razoavelmente de círculos.

O número de células por *cluster* e, por conseguinte, o fator de reuso está relacionado tanto com a capacidade do sistema quanto com a qualidade da transmissão. Quanto menor o fator de reuso, maior o número de canais por célula, implicando em maior capacidade de tráfego do sistema, no entanto, menor é a distância entre as células adjacentes, implicando num maior nível de interferência co-canal.

A interligação entre as estações Móveis e a ERB é denominada interface rádio ao canal de comunicações. A interface no sentido ERB-EMv é denominada de enlaces de comunicações de descida (do inglês, *downlink*) e na direção oposta é chamada de enlaces de comunicações de subida (do inglês, *uplink*).

O projeto destas interfaces de comunicações é crítico para a determinação da capacidade de um sistema celular. A escolha da técnica de acesso ao meio é um dos pontos mais importantes deste projeto.

3.2 - TÉCNICAS DE ACESSO AO MEIO

Um dos conceitos importantes em telecomunicações, especialmente em sistemas celulares, é o chamado acesso múltiplo. Por acesso múltiplo entende-se a técnica para permitir que diversos usuários compartilhem, simultaneamente, uma rede de comunicações. Por exemplo, um grande número de assinantes pode compartilhar um mesmo conjunto de canais rádio, sendo que para cada assinante é atribuído um canal que esteja, no momento, disponível.

Um canal pode ser visualizado como uma pequena porção de recursos da rede, alocável temporariamente, para um propósito específico; no caso das comunicações celulares, pode ser para uma conversa telefônica. As técnicas de acesso ao meio tratam da divisão do espectro eletromagnético e da alocação destes recursos aos usuários.

O Acesso Múltiplo por Divisão de Frequência (FDMA) é o método mais comum de acesso ao meio, principalmente entre os sistemas analógicos. Neste caso, o espectro é dividido em canais (bandas de frequência), onde cada assinante sintoniza sua portadora. O número de canais no sistema será função da largura de cada canal. Usualmente dentre os canais disponíveis, uma pequena porção é dedicada a canais de controle, sendo os demais utilizados para tráfego de voz.

O Acesso Múltiplo por Divisão de Tempo (TDMA) reparte um canal físico em diversas “fatias” (*slots*) de tempo viabilizando assim que cada canal possa ser utilizado por mais de um usuário, porém um de cada vez no tempo. A cada assinante é alocada uma seqüência periódica de *slots* de tempo dentro de um canal físico, assim uma mesma portadora pode ser compartilhada por diferentes assinantes.

O Acesso Múltiplo por Divisão de Código (CDMA) é o método de acesso ao meio em que as estações móveis empregam simultaneamente a mesma portadora, mas cada comunicação individual é provida por um código particular, garantindo alta privacidade nas comunicações [7]. Se cada usuário do sistema possuir um código seqüencial ortogonal, muitos usuários poderão compartilhar o mesmo canal sem interferir uns nos outros.

3.3 - ESPALHAMENTO ESPECTRAL

A técnica de espalhamento espectral foi desenvolvida no final da II Guerra Mundial devido à necessidade de sigilo nas comunicações.

Espalhamento espectral é um modo de transmissão no qual o sinal ocupa uma largura de faixa muito maior do que àquela necessária para enviar a informação [5] [6].

Existem diversas técnicas destinadas a realizar o espalhamento espectral [4] [8]. As duas principais são: seqüência direta (do inglês DS, *Direct Sequence*) e salto em frequência (do inglês FH, *Frequency Hop*). Neste trabalho, será tratado apenas o espalhamento por seqüência direta, pois esta é a técnica empregada nos sistemas de comunicação móvel. Daí vem o termo DS-CDMA designando a multiplicidade de acesso por divisão de códigos realizada por seqüência direta. No entanto, por simplificação, usaremos apenas CDMA.

O sistema de telefonia móvel CDMA utiliza-se da tecnologia de espalhamento espectral possuindo uma banda muito maior do que a necessária para a sua transmissão. A obtenção do sinal espalhado é conseguida com o emprego de um código que independe da mensagem enviada e a recuperação do sinal original é conseguida através de uma réplica sincronizada do sinal de código utilizado para realizar o “desespalhamento” da informação.

3.4 - ESPALHAMENTO ESPECTRAL POR SEQÜÊNCIA DIRETA

O sinal com espalhamento espectral por seqüência direta é resultado do produto de três sinais: o sinal de informação, o sinal de espalhamento e uma portadora como na Equação (3.1). A largura de banda do sinal de espalhamento é muito maior do que a largura de banda do sinal de informação a ser transmitido e o sinal de espalhamento é independente da informação a ser transmitida [2]. Desta forma, a largura de banda do sinal transmitido $s(t)$ é aproximadamente igual à largura de banda do sinal de espalhamento $c(t)$:

$$s(t) = b(t)c(t) \cos(2\pi f_c t) \quad (3.1)$$

onde f_c é a freqüência da portadora; $b(t)$ é um trem de pulsos representando a informação codificada em bits:

$$b(t) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} b_j p\left(\frac{t - jT_b}{T_b}\right) \quad (3.2)$$

onde $p(t/T)$ é a função pulso de duração T_b ; b_j é uma seqüência de amplitudes binárias associadas aos bits e T_b é a duração do sinal de informação.

$c(t)$ é o sinal de espalhamento composto por símbolos definidos por uma seqüência pseudo-aleatória (*chips*), conhecida pelo transmissor e pelo receptor:

$$c(t) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{i=0}^{D-1} c_i p\left(\frac{t - (i + jD)T_c}{T_c}\right), \quad |c_i| = 1 \quad (3.3)$$

onde $p(t/T)$ é a função pulso de duração $T_c \ll T_b$; c_j é uma seqüência de amplitudes binárias associadas aos *chips*; T_c é o período do *chip* e D é o número de símbolos da seqüência pseudo-aleatória antes da seqüência se repetir. A razão entre T_b e T_c é denominada de ganho de processamento ou fator de espalhamento.

Supomos, no momento, que o canal não distorce o sinal $s(t)$ transmitido, de forma que o sinal recebido $u(t)$ consiste de uma versão atenuada de $s(t)$ mais o ruído branco $n(t)$:

$$u(t) = As(t) + n(t) = Ac(t)b(t) \cos(\omega_c t) + n(t) \quad (3.4)$$

No receptor, uma réplica local da seqüência pseudo-aleatória $c(t - \tau_0)$ é gerada, onde τ_0 é um atraso entre 0 e DT_c . Para realizar o “desespalhamento”, a seqüência local deve estar sincronizada (*delay locked*) com o sinal recebido.

A decisão estatística Z_j é formada pela multiplicação do sinal recebido, a seqüência local gerada e o sinal do oscilador local. O resultado é integrado sobre um símbolo de dados:

$$\begin{aligned} Z_j &= \int_{jT_s}^{(j+1)T_s} u(t)c^*(t) \cos(\omega_c t) dt \\ &= \int_{jT_s}^{(j+1)T_s} [Ab(t)c(t) \cos(\omega_c t) + n(t)]c^*(t) \cos(\omega_c t) dt \end{aligned} \quad (3.5)$$

Levando-se em conta de que $c(t)c^*(t) = 1$, então:

$$\begin{aligned} Z_j &= \int_{jT_s}^{(j+1)T_s} [Ab(t) \cos^2(\omega_c t) + n(t)c^*(t) \cos(\omega_c t)] dt \\ &= \int_{jT_s}^{(j+1)T_s} \left[A \left(\sum_{i=-\infty}^{\infty} b_i p\left(\frac{t - iT_s}{T_s}\right) \right) \cos^2(\omega_c t) + n(t)c^*(t) \cos(\omega_c t) \right] dt \\ &= A \int_{jT_s}^{(j+1)T_s} \sum_{i=-\infty}^{\infty} b_i p\left(\frac{t - iT_s}{T_s}\right) \cos^2(\omega_c t) dt + \int_{jT_s}^{(j+1)T_s} n(t)c^*(t) \cos(\omega_c t) dt \end{aligned} \quad (3.6)$$

$$= Ab_j \left(\frac{T_s}{2} + \frac{1}{4\omega_c} (\text{sen}(2\omega_c(j+1)T_s) - \text{sen}(2\omega_c jT_s)) \right) + \eta$$

onde η representa a influência do canal ruidoso na decisão estatística. Supondo que a frequência portadora é bem maior do que o recíproco do período de bit, então a decisão estatística Z_j é uma estimativa de \hat{b}_j do símbolo original b_j :

$$Z_j = \frac{Ab_j T_s}{2} + \eta \quad (3.7)$$

Se o canal é considerado ruidoso com o ruído branco Gaussiano com densidade espectral de potência igual a $N_0 / 2$, então η é uma variável aleatória Gaussiana de média zero e variância igual a $\sigma_\eta^2 = \frac{N_0 T_s}{4}$ para $\omega_c \gg \frac{1}{T_s}$. A energia por símbolo b_j do componente do sinal de Z_j é:

$$E_s = \frac{A^2 T_s^2}{4} \quad (3.8)$$

A Figura 3.2 mostra o diagrama de um sistema com espalhamento espectral por seqüência direta.

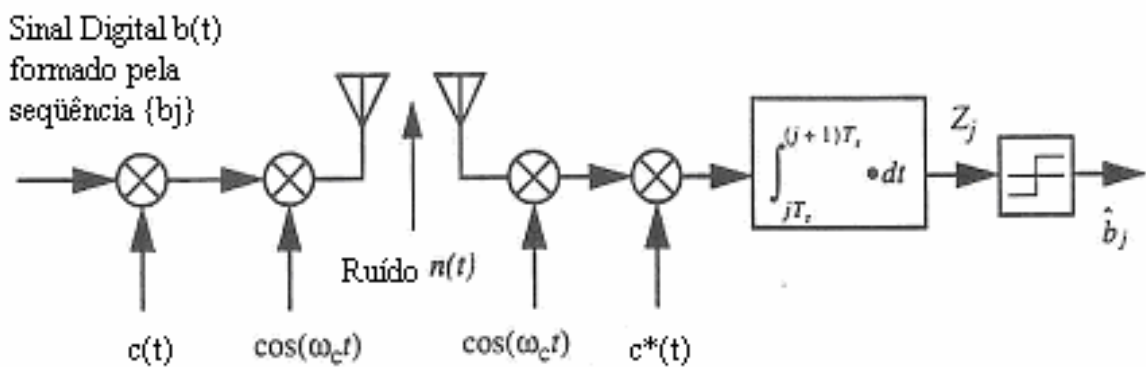


Figura 3.2– Sistema com espalhamento espectral por seqüência direta (Modificado [2]).

Uma propriedade dos sistemas com espalhamento espectral por seqüência direta é que muitos sinais podem ser sobrepostos utilizando a mesma faixa de freqüências. Supondo que haja dois usuários no sistema utilizando a mesma faixa de freqüência no mesmo instante, a seqüência pseudo-aleatória PN do usuário 0 será $c_0(t)$ e do usuário 1 será $c_1(t)$ onde:

$$c_k(t) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{i=0}^{D-1} c_{K,i} p\left(\frac{t - (i + jD)T_c}{T_c}\right), \quad |c_{k,i}| = 1 \quad (3.9)$$

Os sinais são ortogonais sobre o período de um símbolo se:

$$\int_{jT_s}^{(j+1)T_s} c_0(t)c_1^*(t)dt = 0 \quad (3.10)$$

Supondo que a taxa de repetição da seqüência pseudo-aleatória é a mesma para o período do símbolo, ou seja, $DT_c = T_s$. Se as seqüências são alinhadas chip a chip e, bit a bit, então a ortogonalidade sobre um período de símbolo pode ser escrita como:

$$\sum_{j=0}^{D-1} c_{0,j}c_1^*(t)dt = 0 \quad (3.11)$$

Os sistemas CDMA buscam a separação de canais através da ortogonalidade entre os códigos. No enlace direto, esta ortogonalidade é conseguida com a utilização das funções de *Walsh*, que gera, de forma síncrona, os códigos ortogonais. A ERB pode simultaneamente modular e espalhar os sinais para todos os usuários.

No enlace reverso, porém, as transmissões não são sincronizadas, prejudicando a ortogonalidade entre os códigos e resultando em interferência co-canal. Além disto, a presença dos sinais multipercursos gera versões atrasadas do mesmo sinal, que oferecem baixa correlação com o código original e comportam-se também como interferências.

Em sistemas CDMA assíncronos, cada usuário contribui com a interferência sobre a decisão estatística dos demais usuários, sendo conhecido como interferência de acesso

múltiplo (MAI, do inglês, *Multiple Access Interference*). O MAI é um dos principais limitantes do desempenho do sistema CDMA.

Em um sistema CDMA, na construção do sinal para o enlace de descida (direto), o sinal de todos os usuários é somado, mantendo igual potência para todos, e em seguida são transmitidos e recebidos pelos móveis nas mesmas condições de potência relativa entre os sinais. Já no enlace de subida (reverso), o nível do sinal recebido pela ERB depende da atenuação entre o terminal móvel e a ERB, havendo desta forma, a necessidade de um controle da potência na transmissão dos sinais das estações móveis.

O efeito *near-far* é um problema que pode ocorrer nos sistemas CDMA, quando a estação rádio-base recebe os sinais dos usuários mais próximos com mais potência do que os sinais dos usuários que estão mais distantes. Para estes usuários distantes, este fato pode acarretar no comprometimento de sua detecção por parte da ERB, dependendo da intensidade da interferência por múltiplo acesso que estes usuários mais próximos provoquem.

Este problema pode ser medido pela relação sinal-interferência (SIR, do inglês, *Signal-to-Interference Ratio*), que representa a razão entre a potência do sinal do usuário de interesse

P_p pela potência dos sinais dos demais usuários $\sum_{\substack{K=0 \\ K \neq P}}^{K-1} p_K$, recebidos pela ERB:

$$SIR = \frac{P_p}{\sum_{\substack{K=0 \\ K \neq P}}^{K-1} P_K} \quad (3.12)$$

Os usuários que estiverem fisicamente mais distantes da ERB devem transmitir com mais potência para compensar a atenuação sofrida. Para efeitos práticos, é perfeitamente admissível supor que os sinais de todos usuários atingem a ERB com a mesma potência, havendo, desta forma, um controle de potência perfeito.

3.5 - CDMA IS-95

Os parâmetros práticos das simulações que serão apresentadas nesta dissertação estão baseados em recomendações do padrão IS-95 [2]. O IS-95 é um sistema dual, tendo capacidade para operar tanto no modo analógico como no modo digital. Para os objetivos deste trabalho será considerado apenas o modo digital e se restringirá apenas ao canal de tráfego reverso.

Os enlaces de comunicações de descida (ERB-EMv) são representados pelo canal direto do sistema CDMA e os enlaces de comunicações de subida (EMv-ERB) são representados pelo canal reverso do sistema CDMA. No canal reverso CDMA, considera-se que exista um sistema de arranjo de antenas adaptativo na estação rádio base e que sinais provenientes das estações móveis incidam neste arranjo.

No sistema CDMA padrão IS-95, um mesmo canal de faixa larga é compartilhado por diversos usuários que podem transmitir simultaneamente, designando para cada usuário um código particular. Desta forma, as conexões individuais são diferenciadas por códigos distintos e com baixa correlação entre si. Cada canal físico pode comportar até 60 canais com alguma degradação do sinal. Podemos notar que este sistema não é mais limitado por espectro, mas por interferência [4].

Como já visto, neste sistema, os canais diretos (*downlink*) operam de forma síncrona, enquanto os canais reversos (*uplink*) operam de forma assíncrona. O fator de reuso é igual a 1, isto é, a mesma frequência é reutilizada em todas as células. O que diferencia uma célula de outra é a distinção (ortogonalidade) entre os códigos.

3.5.1 - Canais e códigos no sistema IS-95

O sistema CDMA IS-95 é composto de 4 canais no enlace direto (Piloto, Sincronismo, *Paging* e Tráfego) e de 2 canais no enlace reverso (Acesso e Tráfego) [2].

O canal piloto transmite uma seqüência contínua de θ 's a uma taxa de 1,2288 MHz que é utilizado pelas estações móveis para a obtenção de fase e sincronismo com relação ao sinal da ERB. O canal de sincronismo transmite repetidamente as informações a uma taxa de 1,2

kbps espalhada por um código *Walsh-32*. O canal *Paging* transmite informação às estações móveis que não estão com chamada em andamento. São 7 canais de *Paging* por portadora CDMA. Os sinais são transmitidos em *slots* de 80 ms de duração, contendo 1.184 bits a uma taxa de 9,6 kbps.

Os canais de tráfego carregam informação digital de voz a taxa variável de 9,6 a 1,2 kbps através de *Vocoders* variáveis, além das mensagens de controle. O *Vocoder* é um dispositivo de taxa variável que aumenta a eficiência de transmissão. Enquanto a pessoa está falando, ele mantém a taxa de transmissão em 9600 bps e, quando a pessoa está ouvindo ou ao se dar uma pausa na conversação, a taxa é reduzida para 1200 bps. Mensagens importantes são as de controle de potência transmitidas a uma taxa de 800 bps.

Como os móveis não estão igualmente afastados da ERB, cada um possui um atraso diferente em sua mensagem de sincronização. Isto implica em que cada móvel tem uma referência de tempo ligeiramente diferente dos demais. Usando sua referência de tempo atrasada, o móvel transmite na direção reversa e seu sinal é recebido pela ERB com mais um atraso adicional.

O IS-95 utiliza três seqüências pseudo-aleatórias [2]. Duas delas são geradas por registradores de deslocamento com realimentação linear (LFSR, do inglês, *Linear Feedback Shift Register*), de 15 estágios e recebem o nome de seqüência curta (SPNC, do inglês, *Short PN Code*). A terceira seqüência é gerada por um LFSR de 42 estágios e por isto recebe o nome de seqüência longa (LPNC, do inglês, *Long PN Code*).

3.5.1.1- O Canal reverso no sistema IS-95

Como já explicado, o estudo do enlace reverso se restringirá ao canal de tráfego. No sistema IS-95 é possível a utilização de até 62 canais de tráfego reverso. A Figura 3.3 apresenta o diagrama de blocos do canal de tráfego reverso no IS-95.

A primeira operação de codificação, que é a de correção de erros, é realizada pela substituição de cada 6 símbolos consecutivos pelos 64 chips do código de *Walsh* correspondente. Isto resulta em uma taxa de: $28,8 \times 64/6 = 307,2$ kcps.

Para reduzir a quantidade de interferência no enlace reverso e assim aumentar a capacidade, não se transmitem símbolos repetidos. O *data burst randomizer* é utilizado para seleccionar, de forma pseudo-aleatória, qual dos grupos de símbolos deve ser transmitido. Esse gerador pseudo-aleatório está baseado nos bits de controle, que são valores do LPNC em certos instantes de tempo.

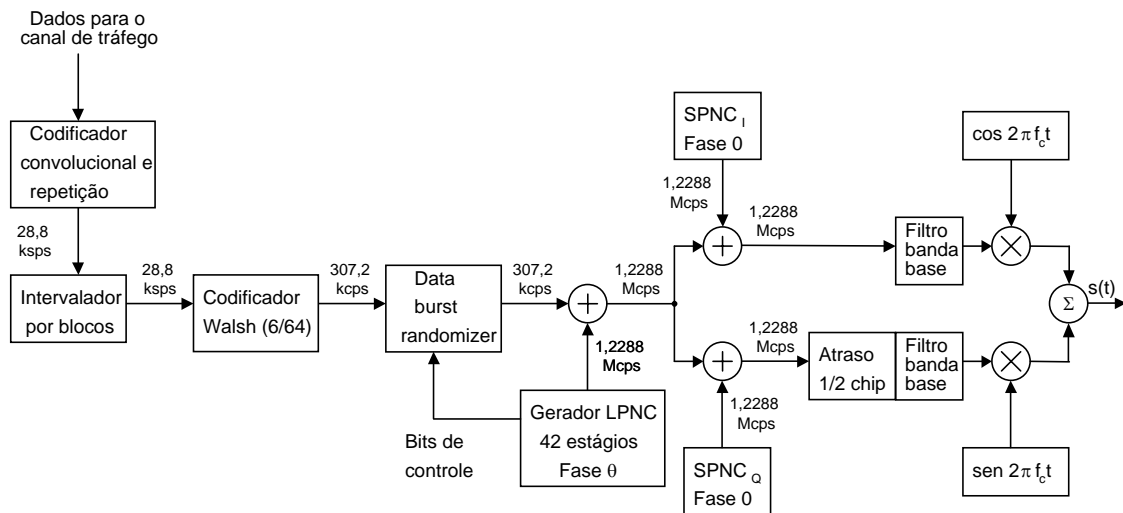


Figura 3.3– Diagrama de blocos do canal de tráfego reverso no IS-95 [1].

Os canais são distinguidos pelo espalhamento do sinal, de forma que cada usuário opere com uma determinada fase do LPNC. Esta fase é gerada a partir de uma máscara que depende do número de série eletrônico do móvel. As máscaras e as defasagens utilizadas nos canais direto e reverso são idênticas para um determinado usuário. Na modulação em quadratura são empregados os dois SPNC, sendo que todos os móveis utilizam estes códigos com defasagem igual a zero. No receptor na estação rádio base, como já visto, deve-se gerar uma réplica local da seqüência de chips sincronizada com a seqüência utilizada na transmissão.

3.6 - MODELO DO SINAL EM AMBIENTE CDMA

Para os propósitos desta dissertação é suposto que o modelo do sinal em ambiente CDMA, embora variante no tempo, seja estacionário durante o período equivalente à transmissão de alguns bits.

Na literatura especializada, existem diversos modelos de sinal de comunicações, entretanto, será escolhido o modelo considerado em [1] como o sinal recebido como uma versão atrasada, atenuada e defasada do sinal original.

Supõe-se um cenário composto por K usuários transmitindo sinais CDMA para uma única estação base que emprega um arranjo de antenas com M elementos. Se, nesta situação, existem L multipercursos para cada usuário, o i -ésimo multipercurso irá gerar no arranjo um sinal que se representa por u_{ki} , como mostrado a seguir:

$$\underline{u}_{ki}(t) = \underline{a}(\Phi_{ki}) \cdot \alpha_{ki} \cdot \exp[j\beta_{ki}] \cdot s_k(t - \tau_{ki}) + \underline{n}_{ki}(t) \quad (3.13)$$

onde Φ_{ki} é a direção de chegada (DOA) do i -ésimo multipercurso do sinal originado pelo k -ésimo usuário, $\underline{a}(\cdot)$ é o vetor diretor de dimensão M associado ao arranjo de antenas, e $\underline{n}_{ki}(t)$ é o vetor ruído branco aditivo Gaussiano (AWGN). Sendo o sinal de informação recebido dado por [2]:

$$s_k(t - \tau_{ki}) = \sqrt{2P_{ki}} c_{ki}(t - \tau_{ki}) b_{ki}(t - \tau_{ki}) \cos(\omega_c t + \varphi_{ki}) \quad (3.14)$$

onde $b_{ki}(t)$ é a seqüência de dados do i -ésimo multipercurso do sinal originado pelo k -ésimo usuário; $c_{ki}(t)$ é a seqüência de espalhamento do i -ésimo multipercurso do sinal originado pelo k -ésimo usuário; τ_{ki} é o atraso do i -ésimo multipercurso do usuário K em relação ao usuário 0; P_{ki} é a potência recebida do i -ésimo multipercurso do usuário K e φ_{ki} é a diferença de fase do i -ésimo multipercurso do usuário K em relação ao usuário 0.

Será suposto, temporariamente, que não existam sinais de multipercursos e que se esteja interessado apenas no usuário de número 0, de tal forma que na recepção o sinal possa ser escrito como:

$$\underline{u}(t) = \underline{u}_0(t) + \sum_{k=1}^{K-1} \underline{u}_k(t) + \underline{n}(t) = \underline{u}_0(t) + \underline{i}(t) + \underline{n}(t) \quad (3.15)$$

onde $\underline{i}(t)$ representa o vetor de interferências, gerados por todos os demais usuários interferentes e $\underline{n}(t)$ é o vetor AWGN.

Será suposto ainda que haja perfeita sincronização com o usuário de número 0, ou seja, que o atraso τ_0 é conhecido. Através do produto do sinal recebido, $\underline{u}(t)$, pela versão atrasada do sinal de código do usuário 0, $c_0(t-\tau_0)$, obtém-se:

$$\underline{z}(t) = \underbrace{\underline{u}_0(t) \cdot c_0(t-\tau_0)}_{\underline{z}_0(t)} + \underbrace{\underline{i}(t) \cdot c_0(t-\tau_0)}_{\underline{i}_0(t)} + \underbrace{\underline{n}(t) \cdot c_0(t-\tau_0)}_{\underline{n}_0(t)} \quad (3.16)$$

$$\underline{z}(t) = \underline{z}_0(t) + \underline{i}_0(t) + \underline{n}_0(t) \quad (3.17)$$

$$\underline{z}(t) = \underline{z}_0(t) + \underbrace{\underline{i}_0(t) + \underline{n}_0(t)}_{\underline{I}(t)} = \underline{z}_0(t) + \underline{I}(t) \quad (3.18)$$

$\underline{I}(t)$ é a Interferência por Múltiplo Acesso (MAI) que provoca a degradação do desempenho do sistema, sendo considerado como um processo Gaussiano estacionário no sentido amplo de média nula, componentes independentes e variância σ_I^2 , significando que a interferência dos demais usuários, junto com o ruído, têm um comportamento estatístico equivalente ao do ruído Gaussiano aditivo.

Desta forma a parcela devida ao usuário 0 pode ser escrita pela Equação (3.19), onde o ângulo de chegada Φ_0 é o parâmetro a ser estimado:

$$\underline{z}_0(t) = \underline{u}_0(t) \cdot c_0(t-\tau_0) = \underline{a}(\Phi_0) \cdot \alpha_0 \cdot \exp[j\beta_0] \cdot s_0(t-\tau_0) \quad (3.19)$$

Este problema é denominado na literatura especializada [21] como um problema de estimação de parâmetros de sinais superpostos.

3.7 - CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Este capítulo tratou basicamente das características dos sistemas de comunicações móveis celulares no ambiente CDMA e, do canal de tráfego reverso do sistema IS-95. Por fim, foi apresentado o modelo do sinal de comunicações adotado nesta tese para a estimação da direção de chegada dos sinais em canais de tráfego reversos CDMA.

Os estimadores apresentados neste trabalho foram desenvolvidos a fim de resolver o problema de estimação da direção de chegada de múltiplos sinais eletromagnéticos em canais de tráfego reversos CDMA, que será denominado, sem perda de generalidade, simplesmente de canais reversos CDMA. Neste ambiente, diversos sinais assinantes, conforme o modelo do sinal apresentado, compartilham a mesma faixa de frequência, simultaneamente.

4 - ESTIMADORES DE DOA EM CANAIS REVERSOS CDMA

Neste capítulo, inicialmente são apresentados alguns estimadores de DOA encontrados em literaturas especializadas [17-27]. Depois, são apresentados dois estimadores de máxima expectativa EM (*Expectation Maximization*) para resolver o problema de estimação de máxima verossimilhança (ML, do inglês, *Maximum Likelihood*) da direção de chegada de sinais em canais reversos CDMA, com modelagem determinística dos sinais, ou seja, os sinais são modelados como amostras de seqüências determinísticas desconhecidas.

O primeiro estimador, proposto em [1] e denominado de EM1, estima a DOA de apenas um único sinal, ou seja, dentre os vários sinais incidentes no arranjo de antenas, um deles é o de interesse e todos os demais, incluindo o ruído, são modelados sob a forma de um único sinal interferente com distribuição $G(0, \sigma_l^2 I)$.

O segundo estimador, apresentado em [1] e proposto neste trabalho em uma nova versão, denominado por EMM, estima iterativamente a DOA de vários sinais, ou seja, múltiplos sinais de interesse incidem sobre o arranjo de antenas (corrompidos por ruído gaussiano) e, na estimativa da DOA de cada um deles, levam-se em conta as estimativas dos demais sinais.

Neste capítulo, também, é apresentado o resultado de várias simulações realizadas com o software MATLAB. Primeiramente, é comparado o desempenho na estimação da direção de chegada de sinais em canais reversos CDMA dos algoritmos DS, CAPON, MUSIC, ESPRIT e o EM1, onde se constata o melhor desempenho do EM1, principalmente nas situações onde a relação sinal-ruído é baixa. Numa segunda situação, é analisada a taxa de convergência do algoritmo EMM. Por fim, é comparado o desempenho do EMM com diversos valores iniciais $\hat{\theta}_0$.

Nas simulações, os estimadores foram comparados através do Erro Médio Absoluto (EMA) das estimações de DOA, empregando 1000 realizações. O desempenho dos estimadores de DOA foi, também, comparado com o limitante inferior de *Cramér-Rao* (do inglês, CRB *Cramér-Rao Bound*).

4.1 - LIMITANTE DE CRAMÉR-RAO (CRB)

O desempenho de um algoritmo de estimação de DOA não polarizado pode ser comparado com o Limitante Inferior de *Cramér-Rao* (CRB) [1] [13], para verificar a sua eficiência. Stoica e Nehorai [28] [29] mostram que o CRB para estimação de DOA para um usuário em um arranjo de antenas de M elementos e com um *snapshot* é dado por:

$$CRB = \frac{6\sigma^2}{|u|^2} \cdot \frac{1}{M \cdot (M^2 - 1)} \quad (4.1)$$

onde σ^2 é variância do ruído branco aditivo. Considerando a situação em que se têm N *snapshots*, esta última equação pode ser escrita como:

$$CRB = \frac{6\sigma^2}{\sum_{t=1}^N [u^*(t) \cdot u(t)]} \cdot \frac{1}{M \cdot (M^2 - 1)} \quad (4.2)$$

ou

$$CRB = \frac{6\sigma^2}{N|u|^2} \cdot \frac{1}{M \cdot (M^2 - 1)} = \frac{6}{SNR} \cdot \frac{1}{M \cdot (M^2 - 1)} \quad (4.3)$$

onde $SNR = N \cdot |u|^2 / \sigma^2$ representa a relação sinal-ruído.

Se for possível encontrar um estimador cuja variância se iguale ao limitante de Cramér-Rao, então não existe outro estimador não polarizado com variância menor. Neste caso, tal estimador é dito ser eficiente.

A Equação (4.3) fornece o valor para o limitante de *Cramér-Rao* e será utilizado ao longo deste trabalho para a comparação do desempenho dos diversos estimadores para um usuário.

4.2 - ALGORITMOS DE ESTIMAÇÃO DA DIREÇÃO DE CHEGADA

Os algoritmos de estimação da direção de chegada (DOA) podem ser divididos em 3 classes principais[2]: Métodos convencionais[16] [26], Métodos baseados no subespaço[17-18] [25] e Métodos de máxima verossimilhança (ML) [19-24].

Como muitas soluções para problemas de estimação com arranjo de antenas empregam a matriz de correlação das saídas das antenas (\underline{R}_{uu}) e a matriz de correlação dos sinais (\underline{R}_{ss}) [6-8], elas são apresentadas a seguir. A primeira é dada pela expressão:

$$\underline{R}_{uu} \stackrel{def}{=} E\{\underline{U} \cdot \underline{U}^H\} = \underline{A} \cdot \underline{R}_{ss} \cdot \underline{A}^H + \sigma_n^2 \cdot \underline{I} \quad (4.4)$$

onde σ_n^2 é a variância do ruído e \underline{I} é a matriz identidade, enquanto que a segunda é dada por:

$$\underline{R}_{ss} \stackrel{def}{=} E\{\underline{s}(t) \cdot \underline{s}^H(t)\} \quad (4.5)$$

Normalmente não se conhece a matriz de correlação das saídas das antenas, por isto é necessário estimá-la. Para o caso de N snapshots, uma solução é eliminar o valor esperado e empregar a expressão:

$$\hat{\underline{R}}_{uu} = \frac{1}{N} \cdot \underline{U} \cdot \underline{U}^H \quad (4.6)$$

4.2.1 - Métodos convencionais

Os métodos convencionais de estimação de DOA são baseados na conformação de feixes e de direcionamentos de nulos e não exploram a natureza do modelo do vetor do sinal recebido $u(t)$ ou o modelo estatístico dos sinais e do ruído.

Estes métodos direcionam os feixes eletronicamente em todas as possíveis direções e procuram por picos de potência na saída do arranjo de antenas.

4.2.1.1- Método de atraso e soma (DS)

No método de atraso e soma (DS, do inglês, *Delay and Sum*), o ângulo de chegada do sinal, incidido em um arranjo de antenas, é estimado conforme a direção que recebe a máxima potência. Este método parte da premissa de que ao apontar o maior feixe em uma direção particular, leva a melhor estimativa da potência do sinal que chega naquela direção. O que é de fato verdade quando há apenas um sinal incidente no arranjo de antenas, pois, na presença de interferências, a potência de saída conterà contribuições de sinais interferentes. Como pode ser visto na Figura 2.4 a saída de um arranjo é a soma ponderada da saída de cada antena:

$$z(t) = \underline{w}^H \underline{u}(t) \quad (4.7)$$

As Equações (4.8) e (4.9) mostram a potência na saída deste arranjo:

$$P = E\left\{ |z(t)|^2 \right\} = E\left\{ \left| \underline{w}^H \cdot \underline{u}(t) \right|^2 \right\} = \underline{w}^H \cdot E\left\{ \underline{u}(t) \cdot \underline{u}^H(t) \right\} \cdot \underline{w} \quad (4.8)$$

ou seja,

$$P = \underline{w}^H \cdot \underline{R}_{uu} \cdot \underline{w} \quad (4.9)$$

A potência de saída é maximizada quando \underline{w} obtiver valores que alinhem as fases dos componentes do sinal desejado incidente nas antenas do arranjo de sensores, fazendo com que estes se somem construtivamente, isto ocorre quando $\underline{w} = \underline{a}(\Phi)$.

Neste método, varia-se Φ de forma a varrer todo espaço angular estimando a potência que chega em cada direção. Desta maneira, o espectro espacial de potência deste método é:

$$P_{DS} = \underline{a}^H(\Phi) \cdot \underline{R}_{uu} \cdot \underline{a}(\Phi) \quad (4.10)$$

O ângulo de chegada estimado é o que recebe a máxima potência:

$$\hat{\Phi} = \arg \max_{\Phi} P_{DS} \quad (4.11)$$

4.2.1.2- Método de Capon

O método de Capon [16] reduz a contribuição de sinais interferentes, na medida em que utiliza alguns graus de liberdade para apontar feixes nas direções dos sinais desejados e, ao mesmo tempo, utiliza os demais graus de liberdade para criar nulos nas direções dos sinais interferentes. Isto minimiza a potência total na saída do arranjo de antenas, mantendo constante o ganho na direção do sinal de interesse. O vetor de pesos deste método é obtido na Equação (4.12), o qual é denominada de resposta mínima de variância sem distorção (MVDR, do inglês, *Minimum Variance Distortionless Response*) [13], uma vez que, para uma determinada direção de interesse ele minimiza a variância do sinal de saída enquanto permite que o sinal na direção de interesse chegue sem distorção.

$$\underline{w}_{Cap} = \min_{\underline{w}} E \left\{ |z(t)|^2 \right\} = \min_{\underline{w}} \underline{w}^H \cdot \underline{R}_{uu} \cdot \underline{w} \quad (4.12)$$

$$\text{sujeito a: } \underline{w}^H \cdot \underline{a}(\Phi_0) = 1$$

Utilizando-se o método dos multiplicadores de *Lagrange* [13], é possível resolver o problema de otimização da Equação (4.12) ao permitir a aplicação do critério dos mínimos quadrados para a determinação de uma solução ótima para \underline{w}_{Cap} :

$$\underline{w}_{Cap} = \frac{\underline{R}_{uu}^{-1} \cdot \underline{a}(\Phi)}{\underline{a}^H(\Phi) \cdot \underline{R}_{uu}^{-1} \cdot \underline{a}(\Phi)} \quad (4.13)$$

Assim, substituindo a Equação (4.13) na expressão da potência de saída do arranjo, Equação (4.9), o espectro espacial de potência deste método é:

$$P_{Cap}(\Phi) = \frac{1}{\underline{a}^H(\Phi) \cdot \underline{R}_{uu}^{-1} \cdot \underline{a}(\Phi)} \quad (4.14)$$

O ângulo de chegada estimado é o que recebe a máxima potência de P_{Cap} :

$$\hat{\Phi} = \arg \max_{\Phi} P_{Cap} \quad (4.15)$$

4.2.2 - Métodos baseados em subespaço

Os métodos de estimação de DOA baseados em subespaços exploram as propriedades da autoestrutura da matriz de correlação da saída do arranjo de antenas \underline{R}_{uu} : o espaço varrido pelos autovetores dessa matriz pode ser dividido em dois subespaços, denominados de subespaço do sinal e subespaço do ruído; os vetores diretores correspondentes aos sinais incidentes pertencem ao subespaço do sinal, sendo ortogonais ao subespaço do ruído [15] [17].

O subespaço do ruído é varrido pelos autovetores associados aos menores autovalores da matriz de correlação do arranjo e o subespaço do sinal é varrido pelos autovetores associados aos maiores autovalores desta mesma matriz [17].

4.2.2.1- MUSIC

O algoritmo MUSIC (*MUltiple SIgnal Classification*) [15] [17-18] foi desenvolvido por Ralph O. Schmidt em 1979. Este método foi proposto para a classificação de múltiplos sinais de alta resolução explorando a autoestrutura da matriz de covariância das amostras de entrada.

O algoritmo MUSIC pode ser abordado de uma forma geométrica em que, num modelo ideal sem ruído, se o arranjo de sensores é formado por M antenas, então os vetores diretores $\underline{a}(\Phi_i) \in \mathbb{C}^M$ são elementos de um conjunto chamado de *Array Manifold*, que é composto por todos os vetores diretores que se obtêm quando Φ varre seu espaço angular. Esta varredura é conhecida como calibração da antena. A Figura 4.1 mostra o caso para um

arranjo de três antenas (espaço C^3), dois sinais incidentes e sem ruído. Na saída do arranjo, como já visto, o sinal de interesse recebido é da seguinte forma:

$$\underline{u}(t) = \underline{A}(\Phi) \cdot \underline{s}(t) + \underline{n}(t) \quad (4.16)$$

onde $\underline{s}(t)$ é o vetor de sinais incidentes, $\underline{n}(t)$ é o vetor de ruído e $\underline{A}(\Phi)$ é o vetor diretor.

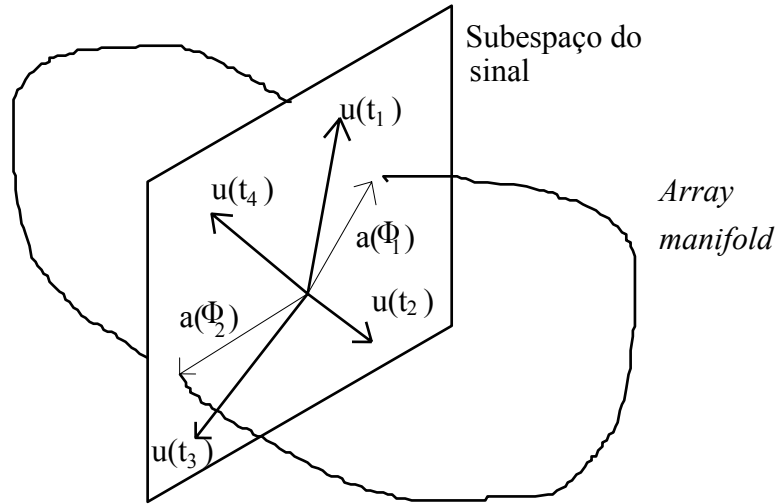


Figura 4.1– Geometria do MUSIC, no caso de um arranjo com três antenas, dois sinais incidentes e sem ruído [1].

Este sinal recebido se encontra num subespaço de C^M de dimensão K , sendo K o número de sinais incidentes no arranjo. Este subespaço é denominado de Subespaço do Sinal (S_u), sendo varrido pelos K vetores diretores $\underline{a}(\Phi_i)$, ou seja, pelas colunas de $\underline{A}(\Phi)$.

Quando há a interseção entre o Subespaço do Sinal (S_u) e o *Array Manifold*, são definidas as estimativas das direções de chegada dos sinais incidentes no arranjo de antenas. No entanto, no caso da existência de sinais com ruído, como na Equação (4.16), é preciso estimar o Subespaço do Sinal (S_u).

Para estimar o Subespaço do Sinal (S_u), foi proposto empregar uma solução sub-ótima, na qual primeiramente busca-se o conjunto de K valores que sejam mais próximos das medidas realizadas e depois buscam-se os pontos do subespaço varridos por estes vetores que mais se aproximem do *Array Manifold* [15] [17]. Para isto, é normalmente utilizado o critério dos mínimos quadrados (LS). Neste caso, utiliza-se a matriz de autocorrelação da saída das antenas, que já foi vista:

$$\underline{R}_{uu} = E\{\underline{uu}^H\} = \underline{A} \cdot \underline{R}_{ss} \cdot \underline{A}^H + \sigma_n^2 \underline{I} \quad (4.17)$$

onde $\underline{R}_{ss} = E\{\underline{s} \cdot \underline{s}^H\}$ e σ_n^2 é a variância do ruído, que é um processo estocástico de média nula.

Na ausência de ruído, a matriz de autocorrelação \underline{R}_{uu} teria K autovalores diferentes de zero e os outros $M-K$ autovalores seriam nulos. Na presença do ruído, os K vetores independentes que melhor se adequam aos dados são fornecidos pelos autovetores associados aos K maiores autovalores de \underline{R}_{uu} e geram o Subespaço do Sinal S_u . Os $M-K$ autovalores restantes são iguais a σ_n^2 e a eles estão associados os autovetores que geram o Subespaço do Ruído S_n . O Subespaço do Sinal S_u e o Subespaço do Ruído S_n são ortogonais [2].

Na presença de ruído, pode não haver a interseção do *Array Manifold* com o subespaço do sinal estimado \hat{S}_u , ou então, pode não acontecer a ortogonalidade entre o *Array Manifold* e o subespaço do ruído estimado \hat{S}_n . Para solucionar estes problemas, foi proposto por Schmidt que se obtenham os máximos da função $P_{MUSIC}(\Phi)$ [17]:

$$P_{MUSIC}(\Phi) = \frac{1}{\underline{a}^H(\Phi) \cdot \underline{E}_n \cdot \underline{E}_n^H \cdot \underline{a}(\Phi)} \quad (4.18)$$

onde \underline{E}_n é uma matriz formada pelos autovetores associados aos $M-K$ menores autovalores de \underline{R}_{uu} .

O ângulo de chegada estimado é o que recebe a máxima potência de P_{MUSIC} :

$$\hat{\Phi} = \arg \max_{\Phi} P_{MUSIC} \quad (4.19)$$

4.2.2.2- ESPRIT

O algoritmo ESPRIT (*Estimation of Signal Parameters via Rotacional Invariance Technique*) foi desenvolvido por Richard Roy e Thomas Kailath [27], sendo um método

eficiente e robusto computacionalmente para a estimação de DOA. Ele utiliza dois sub-arranjos de antenas idênticos no sentido de que os elementos devem estar em pares separados por um vetor de deslocamento constante denominado Δ , ou seja, o conjunto possui uma invariância espacial. As antenas não precisam ser idênticas, porém devem ter o mesmo padrão de sensibilidade. A Figura 4.2 apresenta um exemplo com três sub-arranjos de antenas.

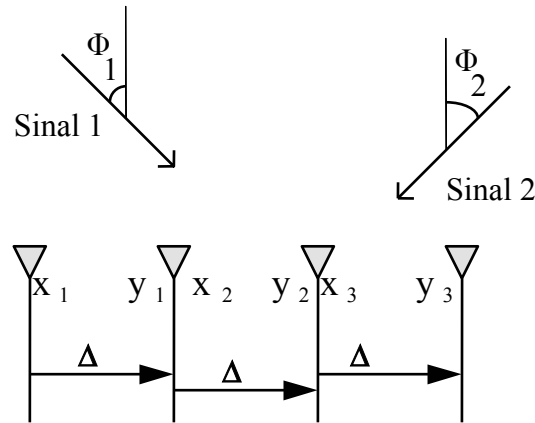


Figura 4.2- Geometria para a construção de três sub-arranjos [1].

Considerando a incidência de K sinais em dois sub-arranjos de antenas (X e Y) com m pares de sensores, os sinais recebidos pelo i -ésimo par de cada um dos sub-arranjos podem ser descritos como:

$$x_i(t) = \sum_{k=1}^K a_i(\theta_k, \Phi_k) \cdot s_k(t) + n_{xi}(t) \quad (4.20)$$

$$y_i(t) = \sum_{k=1}^K a_i(\theta_k, \Phi_k) \cdot s_k(t) \cdot e^{j\beta m \Delta \cos \Phi \sin \theta} + n_{yi}(t) \quad (4.21)$$

onde Φ_k é a direção de chegada do k -ésimo sinal em relação ao vetor de deslocamento Δ , considerando o horizonte representado por $\theta = \pi / 2$. Colocando sob a forma matricial:

$$\underline{x}(t) = \underline{A} \cdot \underline{s}(t) + \underline{n}_x(t) \quad (4.22)$$

$$\underline{y}(t) = \underline{A} \cdot \underline{\Lambda} \cdot \underline{s}(t) + \underline{n}_y(t) \quad (4.23)$$

onde $\underline{s}(t)$ é o vetor com os K sinais incidentes e \underline{A} é uma matriz diagonal ($K \times K$), que representa o deslocamento de fase entre os pares de antenas para cada um dos K sinais incidentes e relaciona as medidas obtidas no sub-arranjo X com as do sub-arranjo Y , tendo a forma $\underline{\Lambda} = \text{diag}\{e^{j\gamma_1}, \dots, e^{j\gamma_K}\}$, sendo $\gamma_k = j\beta m \Delta x \cos \Phi \text{sen } \theta$ [2] [27].

A saída combinada dos dois subconjuntos resulta na saída completa do arranjo de sensores $\underline{z}(t)$:

$$\underline{z}(t) = \begin{bmatrix} \underline{x}(t) \\ \underline{y}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underline{A} \\ \underline{A} \cdot \underline{\Lambda} \end{bmatrix} \cdot \underline{s}(t) + \begin{bmatrix} \underline{n}_x(t) \\ \underline{n}_y(t) \end{bmatrix} = \widehat{\underline{A}} \cdot \underline{s}(t) + \underline{n}_z(t) \quad (4.24)$$

A estrutura de $\widehat{\underline{A}}$ é explorada para estimar os elementos da diagonal de \underline{A} , sem ter que conhecer o *Array Manifold*. A idéia básica do ESPRIT é explorar a invariância rotacional do sinal subjacente, induzido pela invariância translacional do conjunto de sensores [27]. O subespaço do sinal é a que contém as saídas dos dois sub-arranjos (X e Y).

Na ausência de ruído, o subespaço do sinal pode ser obtido com a determinação de um conjunto de K vetores linearmente independentes. Com a presença do ruído, o subespaço do sinal pode ser obtido através da matriz de correlação das medidas \underline{R}_{zz} [29], da mesma forma do que no caso do MUSIC, onde os K vetores independentes que melhor se adequam aos dados são fornecidos pelos autovetores associados aos K maiores autovalores de \underline{R}_{zz} e geram o Subespaço do Sinal S_u . Os $M-K$ autovalores restantes são iguais a σ_n^2 e a eles estão associados os autovetores que geram o Subespaço do Ruído S_n .

Sejam \underline{U}_X e \underline{U}_Y duas matrizes de dimensão ($M \times K$), com suas colunas formadas pelos K autovetores correspondentes aos K maiores autovalores das matrizes de correlação da saída dos arranjos \underline{R}_{xx} e \underline{R}_{yy} , respectivamente. Como estes dois conjuntos de autovetores varrem o mesmo espaço de sinal, então estas duas matrizes estão relacionadas por uma única matriz de transformação $\underline{\Psi}$, não singular, tal que:

$$\underline{U}_X \cdot \underline{\Psi} = \underline{U}_Y \quad (4.25)$$

Estas matrizes também estão relacionadas às matrizes com os vetores diretores, \underline{A} e $\underline{A}\underline{A}$ por uma única outra matriz de transformação não singular \underline{T} . Assim:

$$\underline{U}_X = \underline{A} \cdot \underline{T} \quad \text{e} \quad \underline{U}_Y = \underline{A} \cdot \underline{\Lambda} \cdot \underline{T} \quad (4.26)$$

Substituindo-se \underline{U}_X e \underline{U}_Y na Equação (4.25) e sabendo que \underline{A} é de posto máximo, estabelece que os autovalores de $\underline{\Psi}$ são iguais aos elementos da diagonal de $\underline{\Lambda}$ e as colunas de \underline{T} são os autovetores de $\underline{\Psi}$. Os parâmetros dos sinais são obtidos como funções não lineares dos autovalores λ_k de $\underline{\Psi}$, que mapeiam um conjunto de vetores \underline{U}_X em \underline{U}_Y [27]:

$$\underline{T} \cdot \underline{\Psi} \cdot \underline{T}^{-1} = \underline{\Lambda} \quad (4.27)$$

Para o caso da DOA:

$$\hat{\Phi}_k = \cos^{-1} \left(\frac{\arg(\lambda_k)}{2\pi\Delta} \right) \quad k = 1, \dots, K \quad (4.28)$$

4.2.3 - Método de maximização da função de verossimilhança

O método de estimação de DOA da máxima verossimilhança (ML) foi um dos primeiros métodos de estimação da direção de chegada de sinais eletromagnéticos [2]. Devido ao seu elevado custo computacional, mesmo tendo um desempenho superior, ele se tornou menos popular do que as técnicas de subespaço consideradas subótimas.

A estimação de máxima-verossimilhança é um meio de estimar os parâmetros de uma distribuição baseada em dados observados desta distribuição. Seja $\underline{\Phi} = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_r]^T$ um conjunto de parâmetros a ser estimado, x o dado de amostra observado de uma distribuição \underline{X} com função de densidade de probabilidade conjunta $f_X(\underline{x} / \underline{\Phi}) = f(x / \underline{\Phi})$ do conjunto de parâmetros $\underline{\Phi}$, e x_1, x_2, \dots, x_N uma seqüência de amostras

observada de variáveis aleatórias X_1, X_2, \dots, X_N . Frequentemente, é suposto que X_i seja independente de X_j para $i \neq j$.

A idéia geral do estimador ML é determinar o vetor $\underline{\Phi}$, a partir dos maiores valores de probabilidade dos dados observados $\underline{x} = x_1, x_2, \dots, x_N$. A função de verossimilhança é dada pela seguinte expressão:

$$l_x(\underline{\Phi}; x_1, x_2, \dots, x_N) = f(x_1, x_2, \dots, x_N / \underline{\Phi}) = f(\underline{x} / \underline{\Phi}) \quad (4.29)$$

Na função de verossimilhança, as amostras de \underline{X} são fixas, diferentemente da função de densidade de probabilidade conjunta, no qual os valores de $\underline{\Phi}$ são fixos. Por serem os dados fixos, é comum desprezar a dependência dos dados de amostra \underline{X} e escrever simplesmente $l_x(\underline{\Phi})$. A estimação ML de $\underline{\Phi}$ é o valor de parâmetro que maximiza a função de verossimilhança:

$$\Phi_{ML} = \arg \max_{\Phi} l_x(\underline{\Phi}) \quad (4.30)$$

Pelo fato do valor analítico da Expressão (4.30) ser relevante na estimação de ML e não o valor máximo da função, é comum ignorar as constantes na função de verossimilhança que não dependam de $\underline{\Phi}$.

O estimador ML desenvolvido para estimar ângulos de chegada de sinais incidentes em arranjos de antenas utiliza a maximização do logaritmo da função de verossimilhança [24], ou seja, esta técnica busca pelos ângulos de chegada que venham a maximizar o logaritmo da função de verossimilhança:

$$L_x(\underline{\Phi}) = \log l_x(\underline{\Phi}) \quad (4.31)$$

Como o logaritmo é monotonicamente crescente, maximizar a função log-verossimilhança é equivalente a maximizar a verossimilhança. Para obter a estimativa ML do vetor $\underline{\Phi}$, é

preciso diferenciar a função log-verossimilhança com relação a Φ , e o resultado igualar a zero:

$$\nabla_{\Phi} l_x(\underline{\Phi})|_{\Phi=\Phi_{ML}} = \nabla_{\Phi} \log L_x(\underline{\Phi})|_{\Phi=\Phi_{ML}} = 0 \quad (4.32)$$

onde:

$$\nabla_{\Phi} = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial \Phi_1} \\ \frac{\partial}{\partial \Phi_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial}{\partial \Phi_r} \end{bmatrix} \quad (4.33)$$

A maximização da função log-verossimilhança é um problema de otimização não-linear e, por isto, na ausência de soluções fechadas, é necessário utilizar métodos iterativos para sua solução.

Para o desenvolvimento do estimador ML, é suposto que o número de sinais incidentes seja conhecido e menor do que o número de antenas do arranjo, os vetores diretores $\underline{a}(\Phi)$ sejam linearmente independentes e que o ruído seja um processo estacionário branco Gaussiano, de média zero e covariância $\sigma^2 \underline{I}$ [2]. Desta forma, inicia-se o desenvolvimento com uma coleção de N snapshots ($t = 1, 2, \dots, N$):

$$\underline{U}(t) = \underline{A}(\Phi) \cdot \underline{S}(t) + \underline{N}(t) \quad (4.34)$$

A função densidade de probabilidade conjunta condicionada ao sinal e à direção de chegada é dada por [2]:

$$p_{\underline{u} | \underline{A}(\Phi), \underline{s}}(\underline{u}(t) | \underline{A}(\Phi), \underline{s}(t)) = \prod_{t=1}^{N-1} \frac{1}{\pi \cdot \det[\sigma^2 \underline{I}]} \exp \left\{ -\frac{1}{\sigma^2} |\underline{u}(t) - \underline{A}(\Phi) \cdot \underline{s}(t)|^2 \right\} \quad (4.35)$$

Segundo [2], é possível, com algum desenvolvimento, chegar na Expressão (4.36), onde se obtém a estimativa para as direções de chegada de interesse:

$$\hat{\underline{\Phi}} = \min_{\underline{\Phi}} \left\{ \sum_{t=1}^{N-1} \left| \underline{u}(t) - \underline{A}(\underline{\Phi}) \cdot \left[\underline{A}^H(\underline{\Phi}) \cdot \underline{A}(\underline{\Phi}) \right]^{-1} \cdot \underline{A}^H(\underline{\Phi}) \cdot \underline{u}(t) \right|^2 \right\} = \min_{\underline{\Phi}} \left\{ \sum_{t=1}^{N-1} \left| \underline{u}(t) - \underline{P}_{\underline{A}(\underline{\Phi})} \cdot \underline{u}(t) \right|^2 \right\} \quad (4.36)$$

onde $\underline{u}(t)$ é o sinal recebido no arranjo, $\underline{P}_{\underline{A}(\underline{\Phi})}$ é o operador projeção que projeta os vetores sobre o *Array Manifold* varrido pelas colunas da matriz $\underline{A}(\underline{\Phi})$, e $|\underline{P}_{\underline{A}(\underline{\Phi})} \cdot \underline{u}(t)|^2$ é geometricamente interpretado como a projeção dos *snapshots* sobre o *Array Manifold*.

O estimador ML obtém a estimação das direções de chegada pela maximização da seguinte função:

$$\hat{\underline{\Phi}} = \max_{\underline{\Phi}} J(\underline{\Phi}) = \sum_{t=1}^{N-1} \left| \underline{P}_{\underline{A}(\underline{\Phi})} \cdot \underline{u}(t) \right|^2 \quad (4.37)$$

sendo:

$$\underline{P}_{\underline{A}(\underline{\Phi})} = \underline{A}(\underline{\Phi}) \cdot \left[\underline{A}^H(\underline{\Phi}) \cdot \underline{A}(\underline{\Phi}) \right]^{-1} \cdot \underline{A}^H(\underline{\Phi}) \quad (4.38)$$

É possível mostrar por [2] que a Expressão (4.37) também pode ser escrita como:

$$\hat{\underline{\Phi}} = \max_{\underline{\Phi}} J(\underline{\Phi}) = \text{traço} \left[\underline{P}_{\underline{A}(\underline{\Phi})} \cdot \hat{\underline{R}}_{uu} \right] \quad (4.39)$$

onde se fez uso da estimação da matriz de correlação da saída das antenas.

4.2.3.1- Algoritmo EM (*Expectation Maximization*)

O algoritmo EM (*Expectation Maximization*) é um método geral para resolver problemas de estimação ML observando apenas dados incompletos. A seguir será apresentado o desenvolvimento deste algoritmo proposto por [24].

Considere um vetor de dados incompletos \underline{Y} possuindo função de densidade de probabilidade $f_{\underline{Y}}(\underline{y}; \underline{\Phi})$, sendo $\underline{\Phi} \subseteq \mathfrak{R}^K$ e, o vetor \underline{X} o dado completo relacionado a \underline{Y} , ou seja, da forma:

$$H(\underline{X}) = \underline{Y} \quad (4.40)$$

onde H é uma transformação não inversível.

A idéia básica desta técnica é a construção de um estimador ML para o parâmetro $\underline{\Phi}$, a partir da observação dos dados incompletos \underline{Y} que, no entanto, depende do dado completo \underline{X} . Partindo da observação do dado incompleto \underline{Y} , a estimação ML é dada pelo $\underline{\Phi}$ que maximiza a seguinte equação:

$$\hat{\underline{\Phi}}_{ML}(\underline{Y}) = \arg \max_{\underline{\Phi}} \{ f_{\underline{Y}}(\underline{y}; \underline{\Phi}) \} \quad (4.41)$$

Na Equação (4.42) são relacionadas as funções densidade de probabilidade de interesse: $f_{\underline{xy}}(\underline{x}, \underline{y}; \underline{\Phi})$ (função densidade de probabilidade conjunta de \underline{X} e \underline{Y}), $f_{\underline{x}/\underline{y}}(\underline{x}, \underline{y}; \underline{\Phi})$ (função densidade de probabilidade de \underline{X} dado que foi observado \underline{Y}), e $f_{\underline{y}}(\underline{y}; \underline{\Phi})$ (função densidade de probabilidade de \underline{Y}). Na Equação (4.43), é aplicado o logaritmo na equação anterior e, na Equação (4.44), é tomada a sua esperança condicional dado $y=\underline{Y}$ para um parâmetro $\underline{\Phi}'$, em relação a x .

$$f_{\underline{xy}}(\underline{x}, \underline{y}; \underline{\Phi}) = f_{\underline{x}/\underline{y}}(\underline{x}, \underline{y}; \underline{\Phi}) \cdot f_{\underline{y}}(\underline{y}; \underline{\Phi}) \quad \forall H(\underline{x}) = \underline{y} \quad (4.42)$$

$$\log f_{\underline{y}}(\underline{y}; \underline{\Phi}) = \log f_{\underline{xy}}(\underline{x}, \underline{y}; \underline{\Phi}) - \log f_{\underline{x}/\underline{y}}(\underline{x}, \underline{y}; \underline{\Phi}) \quad (4.43)$$

$$\log f_{\underline{y}}(\underline{y}; \underline{\Phi}) = E_{\underline{x}} \{ \log f_{\underline{xy}}(\underline{x}, \underline{y}; \underline{\Phi}) / y = \underline{Y}; \underline{\Phi}' \} - E_{\underline{x}} \{ \log f_{\underline{x}/\underline{y}}(\underline{x}, \underline{y}; \underline{\Phi}) / y = \underline{Y}; \underline{\Phi}' \} \quad (4.44)$$

Define-se por conveniência:

$$L(\underline{\Phi}) = \log f_{\underline{y}}(\underline{Y}; \underline{\Phi}) \quad (4.45)$$

$$U(\underline{\Phi}, \underline{\Phi}') = E_{\underline{x}} \left\{ \log f_{\underline{x}\underline{y}}(\underline{X}, \underline{Y}; \underline{\Phi}) / \underline{y} = \underline{Y}, \underline{\Phi}' \right\} \quad (4.46)$$

$$V(\underline{\Phi}, \underline{\Phi}') = E_{\underline{x}} \left\{ \log f_{\underline{x}/\underline{y}}(\underline{X} / \underline{Y}; \underline{\Phi}) / \underline{y} = \underline{Y}, \underline{\Phi}' \right\} \quad (4.47)$$

Ou seja,

$$L(\underline{\Phi}) = U(\underline{\Phi}, \underline{\Phi}') - V(\underline{\Phi}, \underline{\Phi}') \quad (4.48)$$

Portanto, pelas Equações (4.45) e (4.48), pode ser identificado que $L(\underline{\Phi})$ é a log-verossimilhança dos dados observados a ser maximizada. De acordo com a desigualdade de Jensen, temos a Expressão (4.49) que conduz as Expressões (4.50) e (4.51).

$$V(\underline{\Phi}, \underline{\Phi}') \leq V(\underline{\Phi}', \underline{\Phi}') \quad (4.49)$$

$$U(\underline{\Phi}, \underline{\Phi}') > U(\underline{\Phi}', \underline{\Phi}') \quad (4.50)$$

$$L(\underline{\Phi}) > L(\underline{\Phi}') \quad (4.51)$$

A relação na Expressão (4.51) forma a base do algoritmo EM. Tal resultado permite a construção de um método iterativo para a estimação ML do parâmetro $\underline{\Phi}$. Inicia-se com um valor estimado arbitrário qualquer $\hat{\underline{\Phi}}^{(0)}$ e, $\hat{\underline{\Phi}}^{(n)}$ é considerado o valor estimado de $\underline{\Phi}$ após n iterações do algoritmo. A próxima iteração pode ser descrita em dois passos até que haja a convergência do algoritmo:

Passo E: Calcular

$$U(\underline{\Phi}, \hat{\underline{\Phi}}^{(n)}) \quad (4.52)$$

Passo M: Maximizar

$$\underset{\Phi}{\text{Max}} U(\Phi, \hat{\Phi}^{(n)}) \rightarrow \hat{\Phi}^{(n+1)} \quad (4.53)$$

Se $U(\Phi, \Phi')$ for contínuo em Φ e Φ' , o algoritmo converge para um ponto estacionário da função de log-verossimilhança. Como no caso de todos os algoritmos *hill climbing*, o ponto de convergência pode não ser um máximo global da função de verossimilhança, e por isto vários pontos de inicialização do algoritmo podem ser necessários.

4.2.3.2- Algoritmo EM1

O algoritmo EM1 foi proposto originalmente em [1] e atualizado para os propósitos deste trabalho. Este algoritmo estima a DOA de um único sinal por vez.

No capítulo 3 foi apresentado o problema de interesse, denominado pela literatura especializada [21] como um problema de estimação de parâmetros de sinais superpostos. Com isto, o ângulo de chegada Φ_0 é o parâmetro de interesse a ser estimado:

$$\underline{z}_0(t) = \underline{u}_0(t) \cdot c_0(t - \tau_0) = \underline{a}(\Phi_0) \cdot \alpha_0 \cdot \exp[j\beta_0] \cdot s_0(t - \tau_0) \quad (4.54)$$

O emprego do algoritmo EM para a estimação de Φ_0 leva a um processo iterativo. No apêndice F de [1], foram desenvolvidas as expressões fundamentais da utilização do algoritmo EM na estimação de parâmetros de sinais superpostos incidentes em arranjos de

antenas. Verificou-se que a n-ésima estimativa dos parâmetros, $\hat{\Phi}^{(n)}$, é usada para se obter a estimativa de ordem n+1, $\hat{\Phi}^{(n+1)}$, através da minimização da função objetivo dada por:

$$\hat{\Phi}^{(n+1)} = \min_{\Phi} Z = \min_{\Phi} \int_{\mathfrak{S}} \left\{ \|\underline{z}_0(t, \Phi)\|^2 - 2 \text{Re} \left[\underline{z}_0^H(t, \Phi) \cdot \hat{\underline{z}} \left(t, \hat{\Phi}^{(n)} \right) \right] \right\} dt \quad (4.55)$$

onde,

$$\hat{\underline{z}} \left(t, \hat{\Phi}^{(n)} \right) = \underline{z}_0 \left(t, \hat{\Phi}^{(n)} \right) + \lambda \left[\underline{z}(t) - \underline{z}_0 \left(t, \hat{\Phi}^{(n)} \right) \right] \quad (4.56)$$

λ é um parâmetro de convergência, sendo um número real na faixa de (0,1]. A solução da integral presente na Expressão (4.55) resulta em:

$$Z = \left\{ \|\underline{z}_0(t, \underline{\Phi})\|^2 - 2 \operatorname{Re} \left[\underline{z}_0^H(t, \underline{\Phi}) \cdot \hat{\underline{z}}_M \left(\hat{\underline{\Phi}}^{(n)} \right) \right] \right\} \cdot T_b \quad (4.57)$$

onde: $\hat{\underline{z}}_M \left(\hat{\underline{\Phi}}^{(n)} \right) = \frac{1}{T_b} \int_{\tau} \hat{\underline{z}} \left(t, \hat{\underline{\Phi}}^{(n)} \right) \cdot dt$ e T_b é o período do sinal de informação.

A resolução deste problema de minimização é realizada em dois passos, onde N representa a quantidade de *snapshots*.

Passo E: Calcular

$$\hat{\underline{z}}_M = \frac{1}{N} \int_{\tau} \underline{z}(t) dt \quad (4.58)$$

Passo M: Maximizar

$$\hat{\underline{\Phi}} = \arg \max_{\underline{\Phi}} \left\| \underline{a}^H(\underline{\Phi}) \cdot \hat{\underline{z}}_M \right\|^2 \quad (4.59)$$

Portanto, a estimação da DOA é obtida pela determinação do máximo de uma função monovariável. O Apêndice A.1 apresenta o código fonte do algoritmo EM1.

4.2.3.3- Algoritmo EMM

O algoritmo EMM é o algoritmo de estimação da direção de chegada de sinais em ambiente CDMA com modelagem determinística dos sinais, proposto neste trabalho. Este algoritmo estima a direção de chegada $\underline{\Phi}$ dos K sinais incidentes ao arranjo de antenas, conjuntamente. A concepção deste algoritmo foi apresentada em [1], porém apresentava severas limitações.

Foi visto que o EM1 permite estimar a direção de chegada de um único sinal de interesse por vez. A idéia agora é a de utilizar este estimador K vezes, uma vez para cada sinal incidente, sendo que cada estimativa aproveita os parâmetros já estimados para os demais sinais. As estimativas serão armazenadas em uma matriz $\hat{\underline{\Phi}}$ de tamanho $I \times K$, da forma: $\hat{\underline{\Phi}} = \begin{bmatrix} \hat{\Phi}_1 & \hat{\Phi}_2 & \hat{\Phi}_3 & \dots & \hat{\Phi}_K \end{bmatrix}$. A Figura 4.3 mostra um fluxograma deste estimador, onde i representa o índice de um usuário.

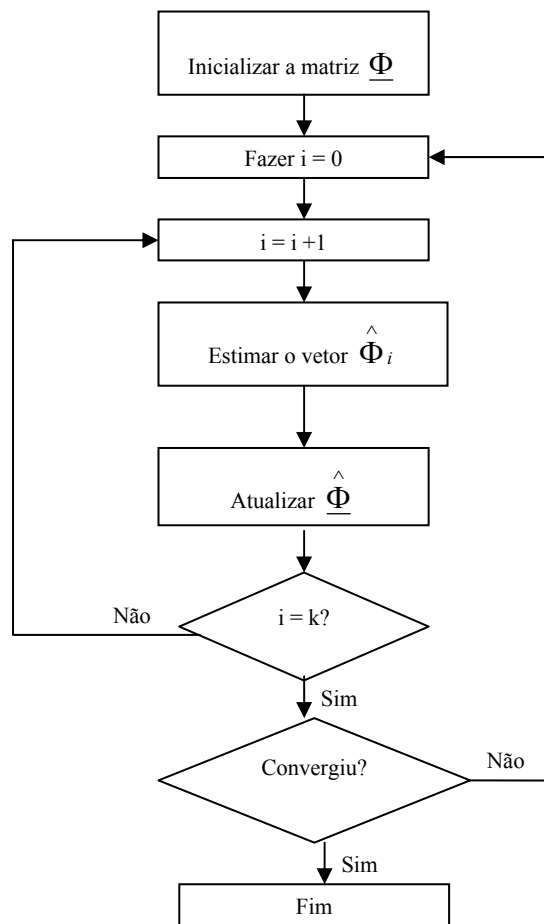


Figura 4.3- Fluxograma do algoritmo EMM.

Este estimador é empregado em ciclos de K iterações, onde, em cada ciclo são estimados a DOA de um único usuário aproveitando o conhecimento dos parâmetros estimados dos demais usuários. A função objetivo para esta nova situação passa a ser dada por:

$$\min_{\Phi_k} Z = \min_{\Phi_k} \int_{\mathfrak{S}} \left\{ \|\underline{z}_k(t, \Phi_k)\|^2 - 2 \operatorname{Re} \left[\underline{z}_k^+(t, \Phi_k) \cdot \hat{\underline{z}}_k(t, \hat{\Phi}_k) \right] \right\} dt \quad (4.60)$$

sendo:

$$\hat{\underline{z}}_k(t, \hat{\Phi}) = \underline{z}_k(t, \hat{\Phi}) + \lambda \left[\underline{z}_k(t) - \sum_{i=1}^K \underline{z}_k(t, \hat{\Phi}_i) \right] \quad (4.61)$$

λ é um parâmetro de convergência do algoritmo, sendo um número real na faixa de (0,1].

A resolução deste problema de minimização é realizada em dois passos, onde N representa a quantidade de *snapshots*.

Passo E: Calcular

$$\hat{\underline{z}}_k = \frac{1}{N} \int_{\mathfrak{S}} \underline{z}_k(t) dt \quad k = 1, \dots, K \quad (4.62)$$

Passo M: Maximizar

$$\hat{\Phi}_k = \arg \max_{\Phi_k} \left\| \underline{a}^H(\Phi) \cdot \hat{\underline{z}}_k \right\|^2 \quad k = 1, \dots, K \quad (4.63)$$

Finalmente, pode ser constatado que na presença de apenas um usuário no sistema, o algoritmo EMM e o algoritmo EM1 são os mesmos. O Apêndice A.2 apresenta o código fonte do algoritmo EMM.

4.3 - SIMULAÇÕES E RESULTADOS OBTIDOS NA ESTIMAÇÃO DA DIREÇÃO DE CHEGADA

Nesta seção são apresentados e comentados os resultados de diversas simulações de estimadores de DOA em canais reversos CDMA utilizando arranjo de antenas.

Para todas as simulações foi utilizado um computador AMD Athlon™ XP 1700+ 1,47 Ghz, 256 Mb de Memória RAM e o software MATLAB, plataforma onde foram

implementados todos os estimadores deste trabalho. Foram realizados três conjuntos de simulações:

- **Primeiro conjunto de simulação:** foi comparado o desempenho na estimação de DOA de quatro métodos freqüentes na literatura especializada (DS, Capon, MUSIC e ESPRIT) com o estimador EM1;
- **Segundo conjunto de simulação:** foi analisada a convergência do algoritmo EMM;
- **Terceiro conjunto de simulação:** foram analisados os valores iniciais $\hat{\Phi}^{(0)}$ do algoritmo EMM.

O desempenho dos estimadores de DOA são apresentados em função dos seguintes parâmetros: 1) razão sinal-ruído (SNR, do inglês, *Signal-to-Noise Ratio*); 2) quantidade de antenas do arranjo; 3) quantidade de usuários no sistema; e 4) quantidade de multipercursos existentes do sinal original. No primeiro conjunto de simulações é realizada uma comparação dos estimadores de DOA em cenários variando estes parâmetros.

O desempenho destes estimadores é medido pelo Erro Médio Absoluto (EMA):

$$EMA = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |erro_i| \quad (4.64)$$

onde N é o número de repetições da estimação, e o $erro = \Phi_{est} - \Phi_{real}$.

Além disto, os estimadores de DOA são comparados também com o Limitante de *Cramér-Rao* (CRB) por meio do cálculo da variância do erro de estimação:

$$VAR(erro) = \left(\sum_{i=1}^N \frac{erro_i^2}{N} \right) - EMA^2 \quad (4.65)$$

O ambiente das simulações é o canal de tráfego reverso do IS-95, onde a separação entre os usuários é realizada por diferentes fases do LPNC. Como os sistemas celulares CDMA

trabalham com controle de potência, supõe-se que todos os sinais cheguem à ERB com igual potência.

De uma maneira geral, os parâmetros padrões (*default*) utilizados em todas as simulações estão listados na Tabela 4.1. Para o primeiro conjunto de simulações (*por default*), há apenas 1 usuário no sistema a cada estimação. Nos demais conjuntos de simulação, existem 4 usuários no sistema a cada estimação. De acordo com o cenário das simulações, alguns destes parâmetros são variados.

Tabela 4.1- Parâmetros padrões para as simulações.

Parâmetro	Valor
Razão Sinal Ruído (SNR)	-5 dB
Quantidade de usuários no sistema (K)	1
Quantidade de Multipercursos (L)	1
Quantidade de Antenas no Arranjo (M)	8
Espaçamento entre os elementos (λ)	0,49
Resolução de DOA para os sinais	0,1 grau
Faixa para DOA	± 75 graus
Espaçamento entre os sinais incidentes	5 graus
Valor inicial do DOA estimado dos algoritmos EM	1 grau
Quantidade de observações (repetições)	1.000

Nas simulações, a cada repetição dos ciclos de K iterações, foram gerados pseudo-aleatoriamente novos valores para a Direção de Chegada (DOA) de todos os sinais incidentes ao arranjo de antenas na faixa de ± 75 graus, com espaçamento de 5 graus entre os sinais. Estes valores foram escolhas de projeto para se aproximar o mais próximo da realidade, pois os algoritmos EM se mostram muito precisos mesmo quando vários sinais incidem no arranjo com valores de DOA muito próximos. O atraso dos sinais foi suposto conhecido.

Neste trabalho, o critério de parada do algoritmo EM é realizada pela computação da variação do erro entre duas estimativas subseqüentes de DOA do sinal, comparado com um limite pré-definido. O algoritmo é interrompido quando a variação do erro de duas

estimativas subseqüentes for menor que este limite, que foi estabelecido ser de $\varepsilon = 10^{-4}$ para os dois algoritmos EM implementados. No segundo conjunto de simulações é realizada uma análise da velocidade de convergência do algoritmo EMM.

Os algoritmos EM necessitam de uma estimativa inicial arbitrária. Como já foi visto, esta seleção é importante porque influencia na convergência global dos algoritmos. Como valor inicial do DOA para os algoritmos EM, apresentados nesta dissertação, foi escolhido arbitrariamente o valor de 1 grau. No terceiro conjunto de simulações é realizada uma análise da influência deste valor na convergência global do algoritmo EMM.

4.3.1 - Primeiro conjunto de simulações

No primeiro conjunto de simulações, foi comparado o desempenho na estimação da direção de chegada dos algoritmos DS, Capon, MUSIC, ESPRIT e o EM1, por meio do Erro Médio Absoluto (EMA) das estimações realizadas. Além disto, a variância do erro de estimação foi comparada com o Limitante de *Cramér-Rao*.

De uma maneira geral, pode-se constatar que o desempenho do algoritmo EM1 foi bem superior aos demais em todas as situações simuladas em relação ao EMA e a variância do erro de estimação.

As seções a seguir apresentarão na seqüência o desempenho na estimação da DOA em função da SNR, da quantidade de antenas do arranjo, da quantidade de usuários no sistema e da quantidade de multipercursos dos estimadores estudados.

4.3.1.1- Desempenho em Função da SNR

Na simulação para verificar o desempenho dos estimadores de DOA em função da relação sinal-ruído (SNR), corromperam-se os dados com ruído aditivo Gaussiano branco. A faixa de comparação da SNR foi de -30 a 20 dB espaçados de 5 dB. Os resultados estão apresentados na Figura 4.4. A Figura 4.5 mostra a comparação com o limitante de *Crámer-Rao*.

Pode-se perceber que, para valores de SNR acima de 0 dB, todos os estimadores possuíam desempenho praticamente igual, porém, para valores de SNR abaixo de 0 dB, cujos valores refletem com mais realismo as condições de comunicação móvel num canal reverso CDMA, o estimador EM1 possui desempenho superior aos demais estimadores, principalmente na faixa de -10 a -25 dB. Em 0 dB, todos os estimadores apresentam um erro aproximado de 0,2 grau. Com SNR igual a -10 dB, o algoritmo EM1 teve apenas 0,5 grau de erro médio absoluto, enquanto que os demais estimadores apresentaram um EMA de 0,8 grau. Para a razão sinal ruído igual a -20 dB, o estimador EM1 obteve um erro aproximado de 2 graus, enquanto que os demais estimadores obtiveram um erro médio absoluto muito elevado, aproximadamente de 30 graus. A Figura 4.5 mostra, também, que a partir de valores inferiores a -15 dB, com exceção do EM1, os estimadores estudados tornam-se inviáveis na prática por causa do alto erro de estimação.

A comparação com o limitante de *Cramér-Rao* também mostra o desempenho superior do algoritmo EM1 na estimação de DOA, principalmente para baixos valores de SNR. Na faixa de -20 a 0 dB, a variância do erro do EM1 é um pouco mais de 10 vezes superior ao valor do CRB.

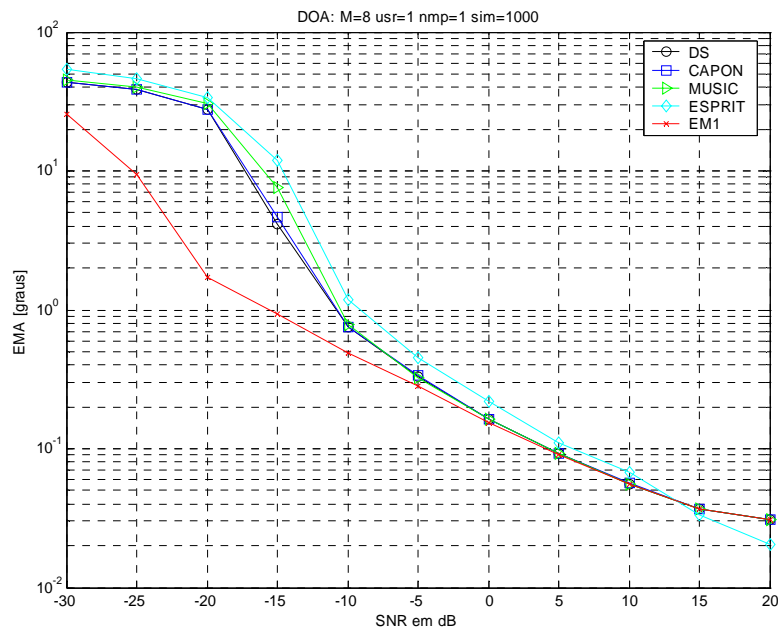


Figura 4.4– Comparação do EMA dos estimadores DS, Capon, MUSIC, ESPRIT e EM1 em função da SNR.

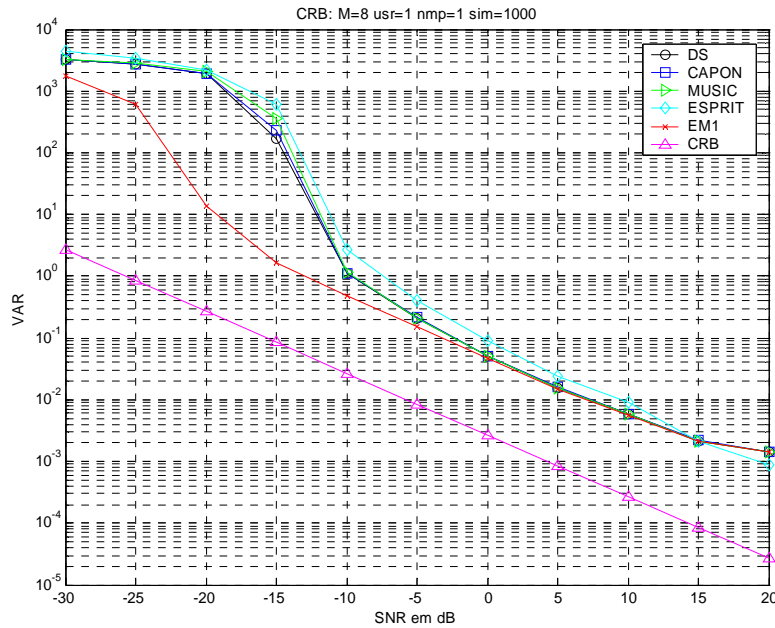


Figura 4.5– Comparação da variância do erro dos estimadores DS, Capon, MUSIC, ESPRIT e EM1 com o CRB em função da SNR.

4.3.1.2- Desempenho em função da quantidade de antenas do arranjo

A Figura 4.6 apresenta o resultado da simulação em função da quantidade de antenas do arranjo. Quanto maior a quantidade de antenas, maior é a quantidade de informação disponível e, com isto, o desempenho dos estimadores é melhorado, como pode ser visto pela Figura 4.6. O mesmo ocorre na comparação com o CRB na Figura 4.7.

Nota-se pela Figura 4.6 que o algoritmo EM1 possuiu um desempenho ligeiramente superior aos demais estimadores. Isto se deve ao fato da SNR ser de -5 dB, onde os estimadores possuem, como visto na simulação anterior, desempenhos de estimação muito próximos. De qualquer forma, o estimador EM1 se destaca como tendo o melhor desempenho e o ESPRIT como tendo o pior desempenho dos estimadores nesta simulação.

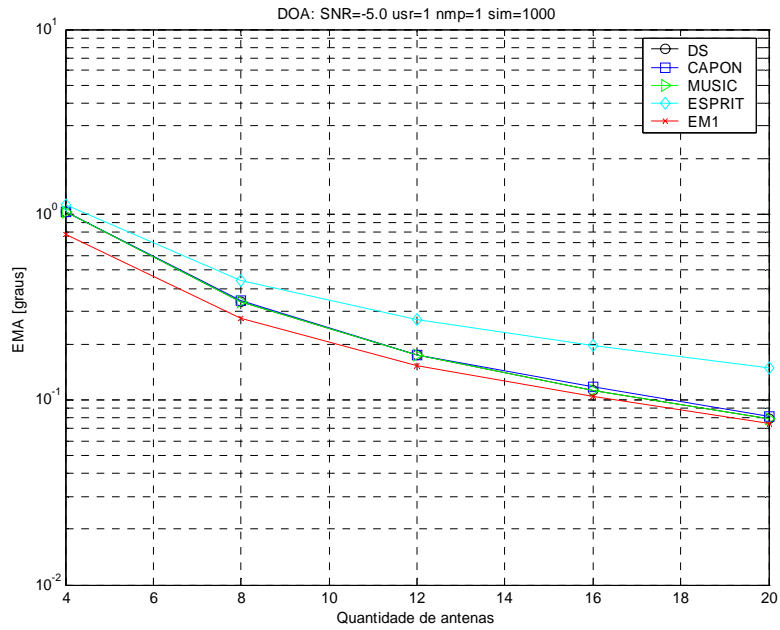


Figura 4.6– Comparação do EMA dos estimadores DS, Capon, MUSIC, ESPRIT e EM1 em função da quantidade de antenas do arranjo.

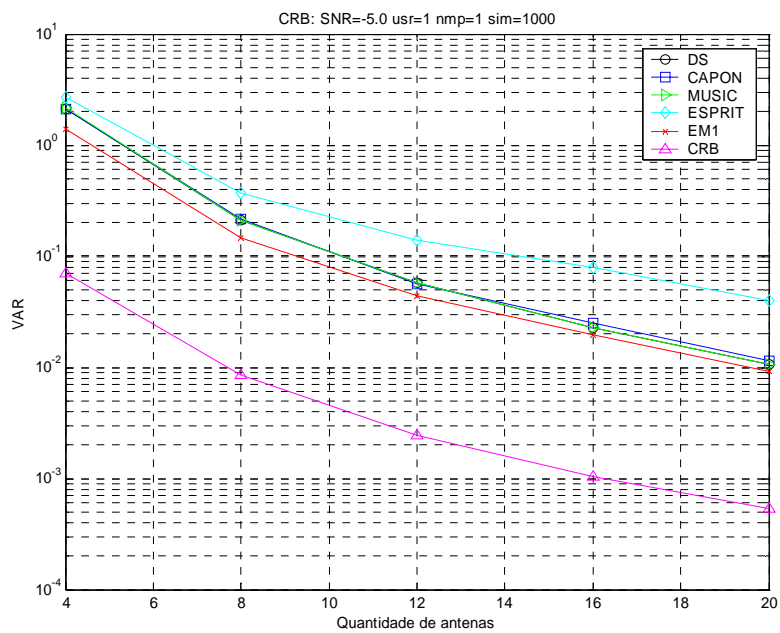


Figura 4.7– Comparação da variância do erro dos estimadores DS, Capon, MUSIC, ESPRIT e EM1 com o CRB em função da quantidade de antenas do arranjo.

4.3.1.3- Desempenho em função da quantidade de usuários no sistema

A Figura 4.8 mostra o resultado do desempenho dos estimadores de DOA em função da quantidade de usuários presente no sistema. Pode-se perceber claramente a superioridade do desempenho do estimador EM1 em relação aos demais estimadores. Com dois usuários no sistema, com exceção do EM1, os estimadores já apresentam erro médio absoluto próximo a 25 graus, o que é muito elevado, tornando estes estimadores inviáveis em ambientes CDMA.

Foi visto em [1] que estes estimadores, considerados clássicos, não apresentam bons resultados em CDMA por falharem na separabilidade dos canais, pois os sinais interferentes estão presentes no espectro espacial de potência, mesmo após o produto pelo código do usuário de interesse. Quando existem dois ou mais usuários no sistema ao mesmo tempo, o desempenho destes estimadores decai bastante e rapidamente chega a um erro médio absoluto perto de 35 graus.

O desempenho do estimador EM1, no entanto, inicia-se com EMA perto de 0,1 grau para 2 usuários e termina com EMA perto de 0,3 grau para 5 usuários no sistema, permanecendo bastante estável, sendo com isto apropriado o seu uso em ambiente CDMA. Na comparação com o CRB, mostrada na Figura 4.9, verifica-se o melhor desempenho do algoritmo EM1.

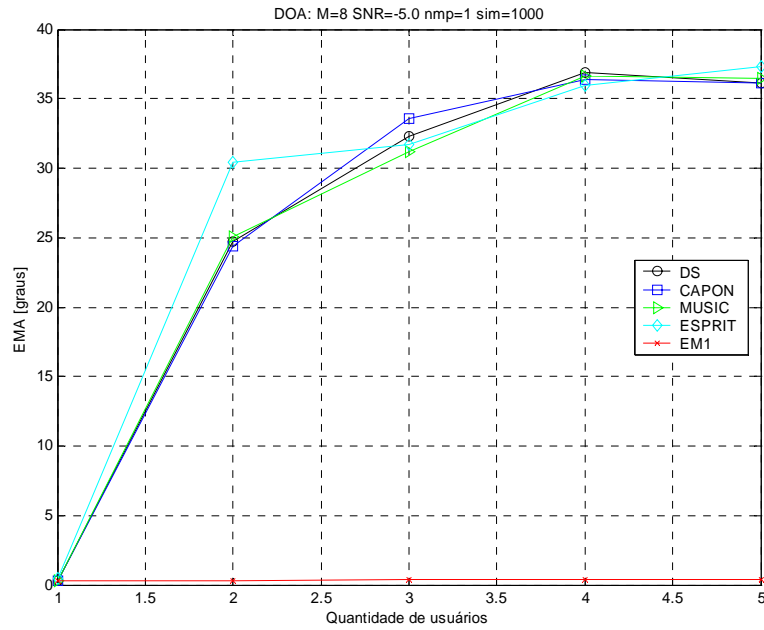


Figura 4.8– Comparação do EMA dos estimadores DS, Capon, MUSIC, ESPRIT e EM1 em função da quantidade de usuários.

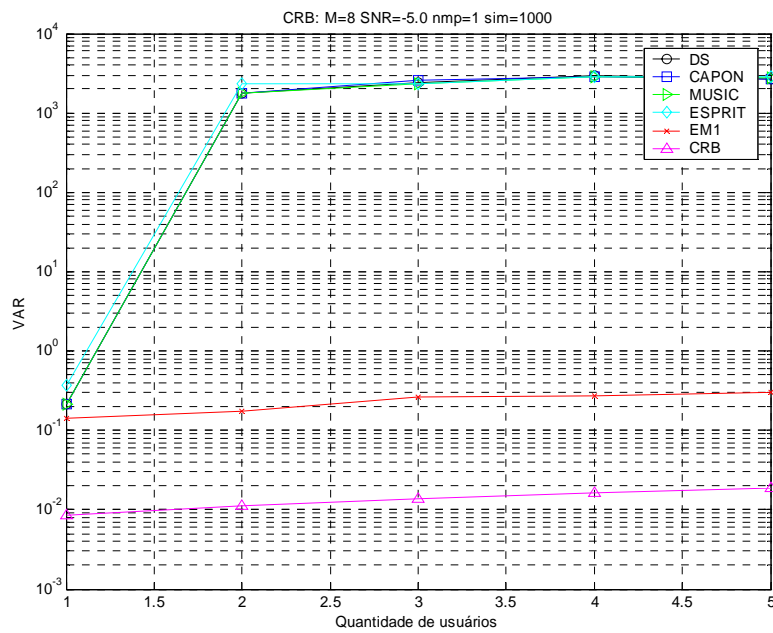


Figura 4.9– Comparação da variação do erro dos estimadores DS, Capon, MUSIC, ESPRIT e EM1 em função da quantidade de usuários.

4.3.1.4- Desempenho em função da quantidade de multipercursos

Os multipercursos degradam o desempenho dos estimadores, pois apresentam versões atrasadas do mesmo sinal e, apesar de estarem correlacionadas com o sinal de interesse, são interpretadas como interferência. Nesta simulação, foi variado o sinal de interesse contendo de 2 a 5 multipercursos, onde os atrasos foram múltiplos inteiros do período de um *chip* na faixa de 2 a 64.

A Figura 4.10 apresenta o desempenho dos estimadores em função da quantidade de multipercursos. Tendo apenas o percurso principal, o desempenho dos estimadores fica muito próximo, porém, à medida que aparecem os multipercursos, percebe-se que o desempenho dos estimadores piora. Com 2 multipercursos, os estimadores, com exceção do EM1, possuem EMA de 2 a 4 graus e, com 5 multipercursos o erro médio absoluto é próximo de 9 graus, já o EM1 mantém o seu erro médio absoluto praticamente constante em 0,4 grau mesmo com o aumento dos multipercursos. Desta forma, mais uma vez percebe-se a supremacia de desempenho do algoritmo EM1 sobre os demais.

Na comparação com o CRB mostrado na Figura 4.11, pode-se verificar que o EM1 possuiu o melhor desempenho entre todos os estimadores.

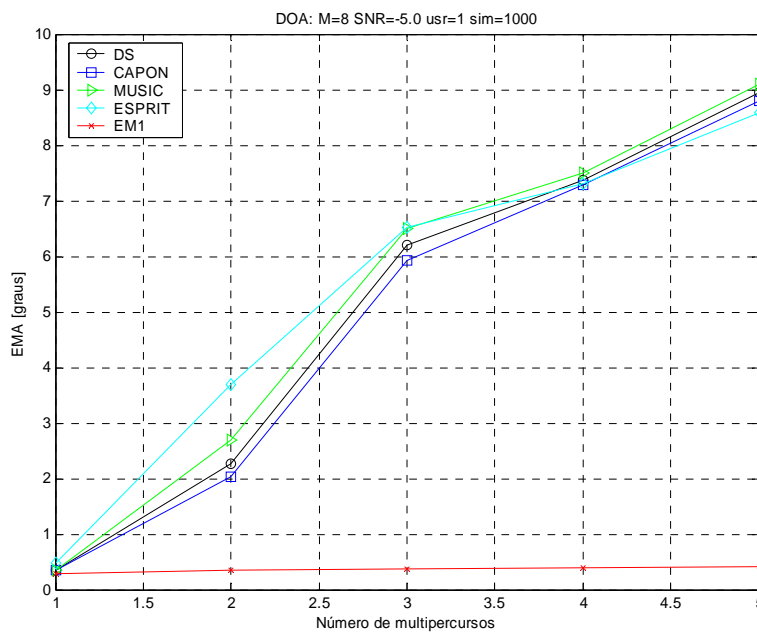


Figura 4.10– Comparação do EMA dos estimadores DS, Capon, MUSIC, ESPRIT e EM1 em função da quantidade de multipercursos.

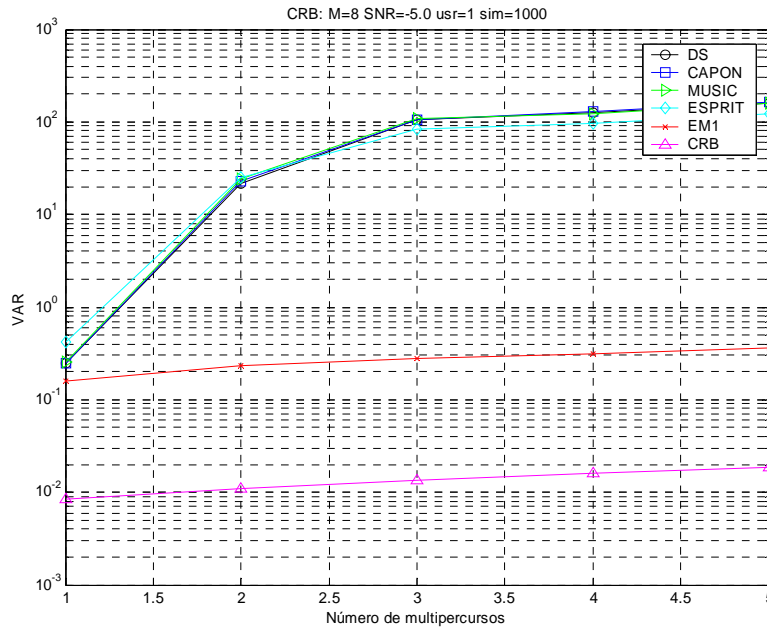


Figura 4.11– Comparação da variação do erro dos estimadores DS, Capon, MUSIC, ESPRIT e EM1 em função da quantidade de multipercursos.

4.3.2 - Segundo conjunto de simulações

No segundo conjunto de simulações foi analisada a convergência do algoritmo EMM. Da mesma forma que na seção anterior, para as simulações, será considerado o canal de tráfego reverso do IS-95, onde a separação entre os usuários é feita por diferentes fases do LPNC e os parâmetros utilizados em todas as simulações estão listados na Tabela 4.1, sendo que agora 4 usuários estão presentes no sistema como *default*.

4.3.2.1- Evolução do erro médio entre as iterações

Na simulação para analisar a evolução do erro médio entre as iterações do algoritmo EMM, pode-se verificar, pela Figura 4.12, que a cada iteração do algoritmo, o erro médio da estimação de DOA é diminuído, até se atingir a convergência, ou seja, um limite inferior ao estabelecido para o critério de parada do algoritmo ($\epsilon = 10^{-4}$). Desta forma, a cada iteração do algoritmo EMM, é garantida a ocorrência da maximização da função de verossimilhança do estimador ML.

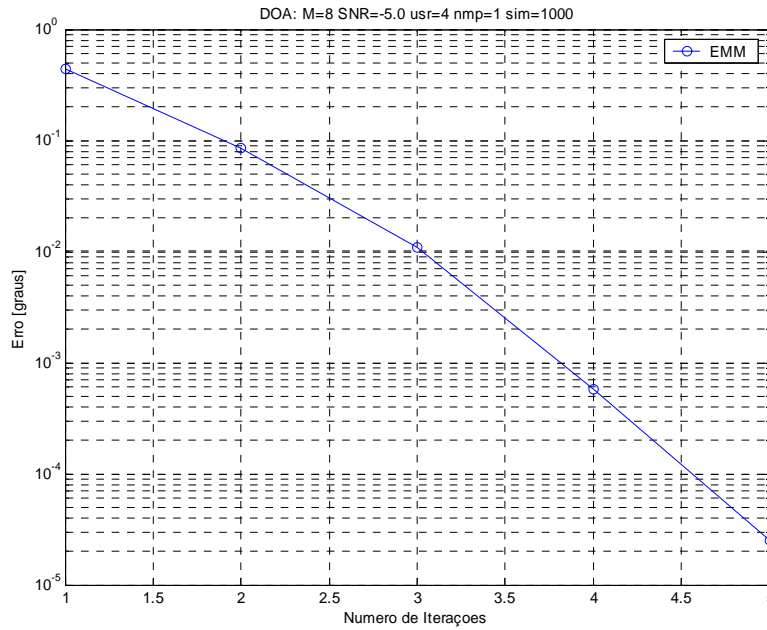


Figura 4.12– Erro médio entre as iterações do estimador EMM.

4.3.2.2- Evolução do EMA a cada iteração

Na simulação para analisar a evolução do EMA a cada iteração do algoritmo EMM, pode-se verificar, pela Figura 4.13, que a cada iteração do algoritmo, o erro médio absoluto da estimação de DOA é diminuído. Na primeira iteração, o EMA foi bem maior, pelo fato do valor inicial do algoritmo ser arbitrário (neste caso, foi 1 grau). Nas demais iterações, o EMA de cada iteração apresentou-se bastante próximo do EMA da próxima iteração, sendo este pouco alterado. Desta forma, pode-se concluir que o algoritmo EMM estima o valor real, com grande precisão, logo nas primeiras iterações do algoritmo.

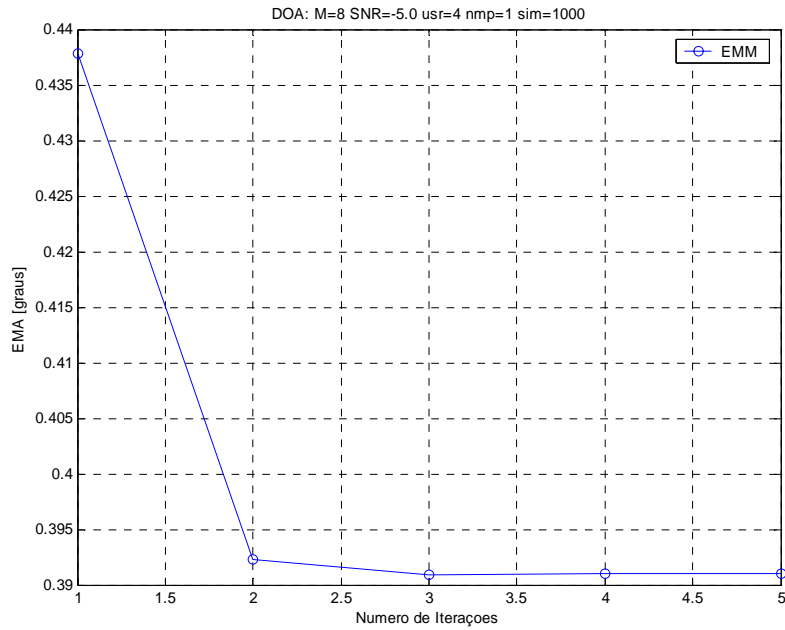


Figura 4.13– EMA a cada iteração do estimador EMM.

4.3.2.3- Evolução do tempo médio de convergência

Na simulação para analisar a evolução do tempo médio de convergência do algoritmo EMM, pode-se verificar, pela Figura 4.14, que a cada iteração do algoritmo, o tempo médio de convergência é aumentado. É intuitivo que existe uma relação direta entre o aumento de iterações do algoritmo com o aumento do tempo de convergência do algoritmo.

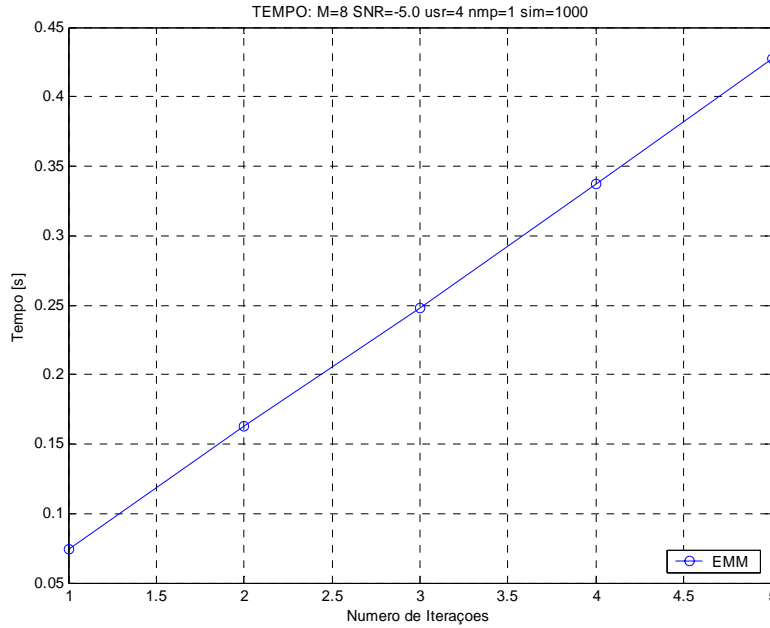


Figura 4.14– Tempo de convergência do estimador EMM.

4.3.3 - Terceiro conjunto de simulações

No terceiro conjunto de simulações foi analisada a influência do valor de estimação inicial $\hat{\Phi}^{(0)}$ na convergência do algoritmo EMM, variando a SNR de -10 a 10 dB. Da mesma forma que na seção anterior, para as simulações, será considerado o canal de tráfego reverso do IS-95, onde a separação entre os usuários é feita por diferentes fases do LPNC e os parâmetros utilizados em todas as simulações estão listados na Tabela 4.1, sendo que agora 4 usuários estão presentes no sistema como *default*.

Variando o valor de estimação inicial do algoritmo EMM em 4 valores diferentes (valor estimado pelo EM1, 1° , 75° e -75°), pode-se verificar, pelas Tabelas 4.2 e 4.3, que tanto o EMA quanto a variância do erro dos estimadores, foram praticamente os mesmos. Apenas o tempo médio de convergência dos estimadores que obteve uma pequena alteração em seus valores. No entanto, como mostrado na Figura 4.15 e na Tabela 4.4, não foi possível determinar com exatidão qual o valor de estimação inicial que obteve o melhor tempo médio de convergência. Desta forma, pode-se concluir que o valor de estimação inicial não influenciou no desempenho do estimador EMM.

Tabela 4.2 - EMA (graus) para valores de estimação iniciais.

SNR	Valor estimado pelo EM1	1 grau	75 graus	- 75 graus
-10	0.6939	0.6939	0.6939	0.6939
-5	0.3935	0.3935	0.3935	0.3935
0	0.2117	0.2117	0.2117	0.2117
5	0.1231	0.1231	0.1231	0.1231
10	0.0713	0.0713	0.0713	0.0713

Tabela 4.3 – Variância do erro para valores de estimação iniciais.

SNR	Valor estimado pelo EM1	1 grau	75 graus	- 75 graus
-10	0.4709	0.4709	0.4709	0.4709
-5	0.1514	0.1514	0.1514	0.1514
0	0.0438	0.0438	0.0438	0.0438
5	0.0148	0.0148	0.0148	0.0148
10	0.0050	0.0050	0.0050	0.0050

Tabela 4.4 – Tempo médio de convergência para valores de estimação iniciais.

SNR	Valor estimado pelo EM1	1 grau	75 graus	- 75 graus
-10	0.8337	0.7301	0.8274	0.8295
-5	0.8947	0.7924	0.8373	0.8380
0	0.8167	0.7267	0.8230	0.8248
5	0.9188	0.8137	0.8354	0.8367
10	0.9610	0.8681	0.8343	0.8343

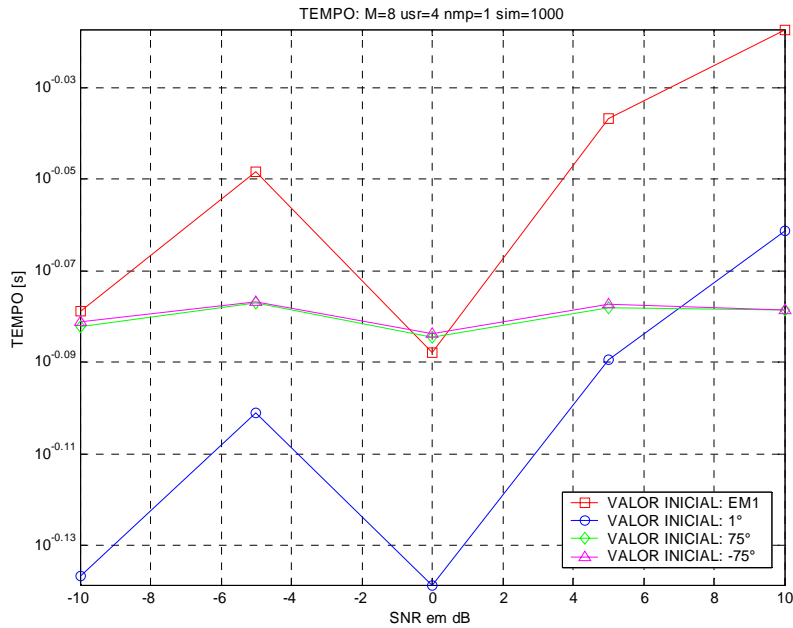


Figura 4.15– Tempo de convergência do estimador EMM variando o valor de estimação inicial.

4.4 - CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Neste capítulo, inicialmente foram apresentados alguns estimadores de direção de chegada de sinais (DOA) considerados clássicos. Depois, foram apresentados dois estimadores de DOA de sinais em canais reversos CDMA com modelagem determinística dos sinais:

- (EM1 - Estimação de DOA de um único sinal): dentre os vários sinais incidentes no arranjo de antenas, um deles é o de interesse e todos os demais, incluindo o ruído, são modelados sob a forma de um único sinal interferente com distribuição $G(\underline{0}, \sigma_l^2 \underline{I})$.
- (EMM - Estimação de DOA de vários sinais): múltiplos sinais de interesse incidem sobre a antena, corrompidos por ruído Gaussiano, e na estimativa de DOA de cada um deles leva-se em conta as estimativas dos parâmetros dos demais sinais.

Foram a seguir, apresentados os resultados obtidos com a comparação do desempenho dos estimadores considerados clássicos (DS, Capon, MUSIC e ESPRIT) com o EM1 em ambientes de canais reversos CDMA, onde constatou-se que o EM1 obteve o melhor desempenho em todas os cenários criados.

Depois, foi analisada a convergência do algoritmo EMM. A evolução do erro médio entre as iterações do algoritmo EMM, mostrou a garantia da ocorrência da maximização da função de verossimilhança do estimador ML. A evolução do EMA a cada iteração do algoritmo EMM, verificou que o algoritmo EMM estima o valor real, com grande precisão, logo nas primeiras iterações do algoritmo. A evolução do tempo médio de convergência a cada iteração do algoritmo EMM, mostrou que existe uma relação direta entre o aumento de iterações do algoritmo com o aumento do tempo de convergência do algoritmo.

Finalmente, foi analisada a influência do valor de estimação inicial na convergência do algoritmo EMM, concluindo que o valor de estimação inicial não influenciou no desempenho do estimador EMM.

5 - ESTIMADOR DE DOA COM MODELAGEM ESTOCÁSTICA DOS SINAIS EM CANAIS REVERSOS CDMA

Neste capítulo, é apresentado um estimador EM utilizando a modelagem estocástica dos sinais, denominada pela literatura especializada [21] [25] de *ML estocástico*, que é adequado quando se modelam os sinais como amostras de seqüências independentes aleatórias Gaussianas. O estimador apresentado neste trabalho foi denominado de EMS.

Este capítulo apresenta, também, o resultado de várias simulações realizadas com o software MATLAB, que comparou o desempenho do estimador EM com modelagem estocástica dos sinais (EMS) com os dos estimadores EM com modelagem determinística dos sinais (EM1 e EMM) em canais reversos CDMA. Dele percebeu-se que o EMM obteve melhor desempenho em todos os cenários com relação ao Erro Médio Absoluto (EMA) e a variância do erro, somente sendo inferior, no seu tempo médio de convergência.

5.1 - MODELO DE SINAIS ESTOCÁSTICOS

Na modelagem de sinais estocásticos, escolhida neste trabalho, os sinais são tratados como sendo vetores aleatórios Gaussianos de média zero com covariância desconhecida, e sucessivas amostras do sinal são independentes mas compartilham uma densidade de potência comum.

Nesta seção, analisa-se o caso linear onde as variáveis aleatórias envolvidas são Gaussianas. Inicia-se com a suposição da estrutura descrita abaixo, sendo \underline{y} a variável observável [1]:

- Dados completos:
$$\underline{x}(\underline{\Phi}) = \underline{s}(\underline{\Phi}) + \underline{v} \quad (5.1)$$

- Dados incompletos:
$$\underline{y}(\underline{\Phi}) = H \cdot \underline{x}(\underline{\Phi}) + \underline{w} \quad (5.2)$$

onde $\underline{x}, \underline{s}, \underline{v} \in \mathcal{R}^n$; $\underline{y}, \underline{w} \in \mathcal{R}^m$, $\underline{\Phi} \subseteq \mathcal{R}^p$, H é uma matriz de posto máximo e dimensão $m \times n$, sendo $m < n$. Os vetores \underline{v} e \underline{w} são vetores Gaussianos independentes, com média nula e

matrizes de covariância dadas por Λ_y e Λ_x , respectivamente. As médias e as matrizes de covariância de \underline{x} e \underline{y} são respectivamente $m_{\underline{x}} = \underline{s}(\underline{\Phi})$, $\Lambda_{\underline{x}} = \Lambda_y$, $m_{\underline{y}} = H \cdot \underline{s}(\underline{\Phi})$ e $\Lambda_{\underline{y}} = H \cdot \Lambda_y \cdot H^T + \Lambda_x$.

De acordo com o que já foi visto no desenvolvimento do algoritmo EM, o estimador é construído a partir do logaritmo da função densidade de probabilidade do dado observado \underline{y} , que neste caso é dada por [1]:

$$\log f_{\underline{y}}(\underline{Y}; \underline{\Phi}) = \underbrace{-\log \left[(2\pi)^{\frac{n+m}{2}} \cdot \det^{1/2} \Lambda_y \right]}_{CI} - \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \underline{X} - \underline{s}(\underline{\Phi}) \\ \underline{Y} - H \cdot \underline{s}(\underline{\Phi}) \end{bmatrix}^T \Lambda_y^{-1} \begin{bmatrix} \underline{X} - \underline{s}(\underline{\Phi}) \\ \underline{Y} - H \cdot \underline{s}(\underline{\Phi}) \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

E como resultado do desenvolvimento realizado em [1], chega-se a seguinte expressão de interesse:

$$\begin{aligned} U(\underline{\Phi}, \underline{\Phi}') &= \bar{K} - \frac{1}{2} \underline{s}^T(\underline{\Phi}) \Lambda_x^{-1} \left\{ \underline{s}(\underline{\Phi}) - 2 \left[\underline{s}(\underline{\Phi}') + \Lambda_x H^T \Lambda_y^{-1} [\underline{Y} - H \underline{s}(\underline{\Phi}')] \right] \right\} \\ &= \bar{K} - \underbrace{\frac{1}{2} \underline{s}^T(\underline{\Phi}) \Lambda_x^{-1} \underline{s}(\underline{\Phi}) + \underline{s}^T(\underline{\Phi}) \Lambda_x^{-1} \underline{s}(\underline{\Phi}') + \underline{s}^T(\underline{\Phi}) H^T \Lambda_y^{-1} [\underline{Y} - H \underline{s}(\underline{\Phi}')] }_{\bar{U}(\underline{\Phi}, \underline{\Phi}')} \end{aligned} \quad (5.4)$$

Como pode ser observado na expressão anterior, maximizar $U(\underline{\Phi}, \underline{\Phi}')$ corresponde a minimizar $\bar{U}(\underline{\Phi}, \underline{\Phi}')$. Portanto, o estimador de $\hat{\underline{\Phi}}$ a ser utilizado pelo algoritmo EM é:

$$\hat{\underline{\Phi}} = \arg \min_{\underline{\Phi}} \bar{U}(\underline{\Phi}, \underline{\Phi}') = \underline{s}^T(\underline{\Phi}) \left\{ \Lambda_x^{-1} \underline{s}(\underline{\Phi}) - 2 \left[\Lambda_x^{-1} \underline{s}(\underline{\Phi}') + H^T \Lambda_y^{-1} [\underline{Y} - H \underline{s}(\underline{\Phi}')] \right] \right\} \quad (5.5)$$

5.2 - ALGORITMO EMS

O algoritmo EMS é o terceiro algoritmo de estimação da direção de chegada de sinais em canais reversos CDMA apresentado neste trabalho. Este algoritmo estima a DOA considerando que os sinais sejam modelos estocásticos.

Neste caso, os dados completos serão os sinais escalares $s_i(t, \underline{\Phi}_i)$, com $i=1, \dots, K$, e o dado incompleto será $y(t, \underline{\Phi})$, que é realmente observado. A relação entre eles é classificada de sinais superpostos, como mostrado na equação a seguir por [1]:

$$y(t, \underline{\Phi}) = \sum_{k=1}^K s_k(t, \underline{\Phi}_k) + n(t) \quad (5.6)$$

com $t \in [0, T]$ e $\underline{\Phi} = (\underline{\Phi}_1, \underline{\Phi}_2, \dots, \underline{\Phi}_K)$. O ruído aditivo Gaussiano branco (AWGN) é representado por $n(t)$, com as seguintes propriedades estatísticas: $E[n(t)] = 0$ e $R_n(t_1, t_2) = \frac{N_0}{2} \delta(t_1 - t_2)$.

Cada elemento da série que representa os dados completos, incompletos e o ruído continua tendo o mesmo relacionamento, ou seja, para $i = 1, \dots, L$, vale a relação:

$$y_i = \sum_{k=1}^K s_{ik}(\underline{\Phi}_k) + n_i \quad (5.7)$$

Trabalha-se agora com os dados representados por uma aproximação de L funções e assim a relação entre os dados se expressa por:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_L \end{bmatrix} = \sum_{k=1}^K \begin{bmatrix} s_{1k}(\underline{\Phi}_k) \\ s_{2k}(\underline{\Phi}_k) \\ \vdots \\ s_{Lk}(\underline{\Phi}_k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_1 \\ n_2 \\ \vdots \\ n_L \end{bmatrix} \quad (5.8)$$

ou

$$\underline{y} = \sum_{k=1}^K s_k(\underline{\Phi}_k) + \underline{n} \quad (5.9)$$

onde \underline{n} é um vetor Gaussiano com $E[\underline{n}] = \underline{0}$ e covariância $\Lambda_n = \frac{N_0}{2} \underline{I}$.

Agora é possível utilizar os *coeficientes de Lagrange*: $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{K+1} \in \mathfrak{R}$, com as seguintes restrições:

$$\begin{cases} i) & \alpha_i > 0, \quad \forall i \\ ii) & \sum_{i=1}^{K+1} \alpha_i = 1 \end{cases} \quad (5.10)$$

Permitindo que se reescreva \underline{n} na forma $\sum_{k=1}^{K+1} \underline{n}_k$, onde $\{\underline{n}_k\}$ são vetores Gaussianos

independentes de média nula e matriz de covariância $\Lambda_{\underline{n}_k} = \alpha_k \frac{N_0}{2} \underline{I}$. Assim:

$$\underline{y} = \sum_{k=1}^K s_k(\underline{\Phi}_k) + \sum_{k=1}^{K+1} \underline{n}_k = \sum_{k=1}^K \underbrace{[s_k(\underline{\Phi}_k) + \underline{n}_k]}_{\underline{x}_k(\underline{\Phi}_k)} + \underbrace{\underline{n}_{K+1}}_{\underline{w}} \quad (5.11)$$

$$\underline{y} = \sum_{k=1}^K \underline{x}_k(\underline{\Phi}_k) + \underline{w} \quad (5.12)$$

A Equação (5.12) relaciona-se com a Equação (5.1). Para se resolver o problema da estimação da direção de chegada $\underline{\Phi}$ da Equação (5.12), é proposta uma solução em [25], utilizando o algoritmo EM.

Nesta solução, são utilizadas as matrizes de correlação dos dados incompletos \underline{R}_{yy} , a matriz de covariância dos dados incompletos Λ_y , e a matriz de covariância dos dados completos Λ_x , que são facilmente calculados, para estimar a matriz de correlação dos dados completos $\hat{\underline{R}}_{xx}$, e a partir daí, estimar a direção de chegada dos sinais $\underline{\Phi}$.

No passo E do algoritmo EMS proposto em [25], deve-se encontrar a esperança condicional da matriz de covariância das amostras dos dados completos dado por:

$$E\{\hat{\underline{R}}_{xx} | \hat{\underline{R}}_{yy}; \Lambda_y^n\} = \Lambda_x^n (\Lambda_y^n)^{-1} R_{yy} (\Lambda_y^n)^{-1} \Lambda_x^n + \Lambda_x^n - \Lambda_x^n (\Lambda_y^n)^{-1} \Lambda_x^n \quad (5.13)$$

sendo a matriz de correlação dos dados completos a Expressão (5.14) e a matriz de correlação dos dados incompletos observados a Expressão (5.15) dadas por:

$$\hat{\underline{R}}_{xx} = \frac{1}{N} \cdot \underline{X} \cdot \underline{X}^H \quad (5.14)$$

$$\hat{\underline{R}}_y = \frac{1}{N} \cdot \underline{Y} \cdot \underline{Y}^H \quad (5.15)$$

onde N é a quantidade de amostras fornecidas ao *snapshot*; A_y^n e A_x^n são as matrizes covariâncias dos dados completos e incompletos, respectivamente, formadas pela estimativa do ângulo de chegada dos sinais a cada iteração n :

$$\Lambda_y^n = A(\Phi^n) \Lambda_s^n A(\Phi^n)^H + I \quad (5.16)$$

$$\Lambda_x^n = \alpha_k^n a(\Phi_k^n) a(\Phi_k^n)^H + \frac{1}{K} I \quad (5.17)$$

onde Λ_s^n é a matriz covariância do sinal $s(\underline{\Phi})$ na iteração n como uma matriz diagonal $[\alpha_1 \dots \alpha_k]$ de valores independentes e I a matriz identidade.

No modelo escolhido, os sinais são tratados como sendo vetores aleatórios Gaussianos de média zero com covariância desconhecida e que sucessivas amostras do sinal são independentes mas compartilham uma densidade de potência comum. Desta maneira, é suposta a realização de uma aproximação gaussiana, da mesma forma como foi feita no apêndice A de [2] para se obter a equação da taxa de erro de bit de um sistema CDMA.

No **passo M** do algoritmo EMS proposto em [25], é realizada a maximização da função log-verossimilhança do dado completo com respeito ao parâmetro desconhecido, que neste caso é a direção de chegada do sinal. Com isto, chega-se a equação de interesse:

$$\hat{\Phi} = \arg \max_{\Phi} \left\| \underline{a}^H(\Phi) \cdot \hat{\underline{R}}_{xx} \right\|^2, \quad \text{para } \alpha_k^{n+1} > 0 \quad (5.18)$$

Como pode ser visto nesta abordagem, utilizam-se informações estatísticas dos sinais para estimar parâmetros dos sinais de interesse. O Apêndice A.3 apresenta o código fonte do algoritmo EMS.

5.3 - SIMULAÇÕES E RESULTADOS OBTIDOS NA ESTIMAÇÃO DA DIREÇÃO DE CHEGADA

Nesta seção, são apresentados e comentados os resultados de diversas simulações dos estimadores EM desenvolvidos neste trabalho, em canais reversos CDMA utilizando arranjo de antenas.

Para todas as simulações, foi utilizado um computador AMD Athlon™ XP 1700+ 1,47 Ghz, 248 Mb de Memória RAM e o software MATLAB.

Foi realizado o quarto conjunto de simulação deste trabalho, onde se procurou abordar diversas condições de operação, a fim de comparar o desempenho dos estimadores EM em ambiente CDMA:

- **Quarto conjunto de simulação:** foi avaliado o desempenho do estimador EM com modelagem estocástica dos sinais (EMS) com os estimadores EM com modelagem determinística dos sinais (EM1 e EMM).

Será comparado o desempenho destes estimadores em função dos seguintes parâmetros: razão sinal-ruído (SNR); quantidade de antenas do arranjo; quantidade de usuários no sistema e quantidade de multipercursos existentes do sinal original.

O desempenho dos estimadores EM é medido pelo Erro Médio Absoluto (EMA), mostrado na Equação (4.64) e pela variância do erro de estimação, mostrada na Equação (4.65).

Será considerado o canal de tráfego reverso do IS-95 como ambiente de simulação. Os parâmetros utilizados em todas as simulações estão listados na Tabela 5.1. De acordo com o cenário das simulações, alguns destes parâmetros são variados.

Para as simulações, a cada repetição dos ciclos de K iterações, foram gerados pseudo-aleatoriamente novos valores para a Direção de Chegada (DOA) de todos os sinais incidentes ao arranjo de antenas na faixa de ± 75 graus, com espaçamento de 5 graus entre os sinais. Estes valores foram escolhas de projeto para se aproximar o mais próximo da realidade, pois os algoritmos EM se mostram muito precisos mesmo quando vários sinais incidem no arranjo com valores de DOA muito próximos. O atraso dos sinais foi suposto conhecido.

Neste trabalho, o critério de parada do algoritmo EM é realizada pela computação da variação do erro entre duas estimativas subseqüentes de DOA do sinal, comparado com um limite pré-definido. O algoritmo é interrompido quando a variação do erro de duas estimativas subseqüentes for menor que este limite, que foi estabelecido ser de $\varepsilon = 10^{-4}$ para os dois algoritmos EM implementados.

Os algoritmos EM necessitam de uma estimativa inicial arbitrária. Como valor inicial do DOA para os algoritmos EM, apresentados nesta dissertação, foi escolhido arbitrariamente o valor de 1 grau.

Tabela 5.1- Parâmetros Padrões para as Simulações.

Parâmetro	Valor
Razão Sinal Ruído (SNR)	-5 dB
Quantidade de usuários no sistema	4
Quantidade de Multipercursos	1
Quantidade de Antenas no Arranjo (M)	8
Espaçamento entre os elementos (λ)	0,49
Resolução de DOA para os sinais	0,1 grau
Faixa para DOA	± 75 graus
Espaçamento entre os sinais incidentes	5 graus
Valor inicial do DOA estimado do algoritmo EM	1 grau
Quantidade de observações (repetições)	1.000

5.3.1 - Quarto conjunto de simulações

No quarto conjunto de simulações foi comparado o desempenho na estimação da direção de chegada do algoritmo EM com modelagem estocástica dos sinais (EMS) com os estimadores EM1 e EMM num canal reverso CDMA. O desempenho dos estimadores foi medido pelo Erro Médio Absoluto (EMA) e pela variância do erro de estimação. De uma maneira geral, pode-se constatar que o desempenho do algoritmo EMM foi bem superior ao dos algoritmos EM1 e EMS em todas os cenários simulados.

A seguir serão apresentados e comentados os resultados de diversas simulações em função dos mesmos parâmetros simulados no capítulo anterior: razão sinal-ruído (SNR), quantidade de antenas do arranjo, quantidade de usuários no sistema e quantidade de multipercursos do sinal original.

5.3.1.1- Desempenho em função da SNR

Na simulação para verificar o desempenho dos estimadores de DOA em função da relação sinal-ruído (SNR), corromperam-se os dados com ruído aditivo Gaussiano branco e a faixa de comparação da SNR foi de -30 a 20 dB, espaçados de 5 dB. Os resultados do EMA estão apresentados na Figura 5.1 e na Tabela 5.2, e da variância do erro estão apresentados na Figura 5.2 e na Tabela 5.3. Os valores com melhor desempenho encontram-se em negrito nas Tabelas.

Pode-se perceber que, para valores de SNR abaixo de -25 dB, os estimadores possuíam resultados praticamente iguais, porém, para valores acima de -5 dB o EMM possuiu melhor desempenho. O EMA do EMS ficou estável em 1 a 2 graus nas situações de alta SNR. A comparação com a variância do erro também mostra o desempenho superior do algoritmo EMM na estimação de DOA, principalmente para valores acima de -5 dB.

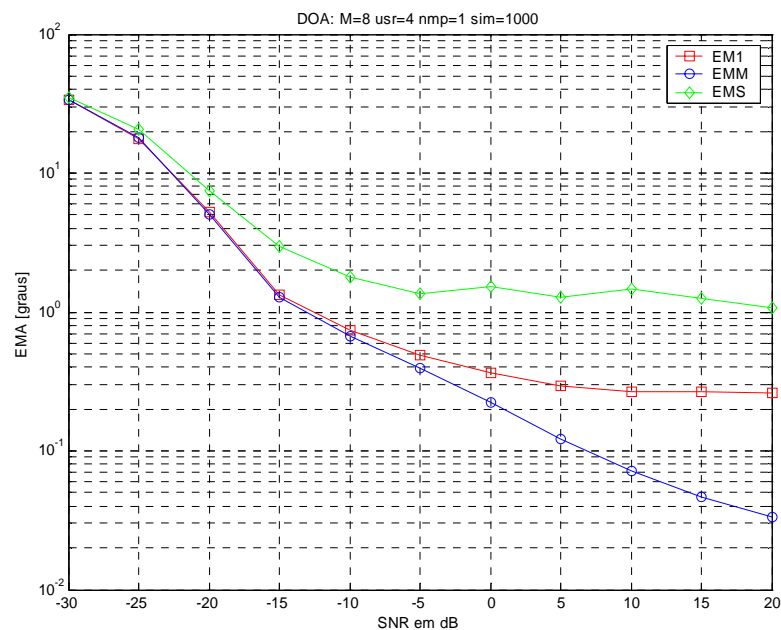


Figura 5.1— Comparação do EMA dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da SNR.

Tabela 5.2 - Comparação do EMA (em graus) dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da SNR.

SNR	EM1	EMM	EMS
-30	33.7525	33.6989	35.2676
-25	17.6966	17.9806	20.6616
-20	5.2753	4.9959	7.5223
-15	1.3310	1.2669	2.9436
-10	0.7433	0.6737	1.7787
-5	0.4864	0.3951	1.3440
0	0.3640	0.2234	1.5377
5	0.2957	0.1211	1.2870
10	0.2647	0.0710	1.4524
15	0.2688	0.0466	1.2605
20	0.2613	0.0337	1.0637

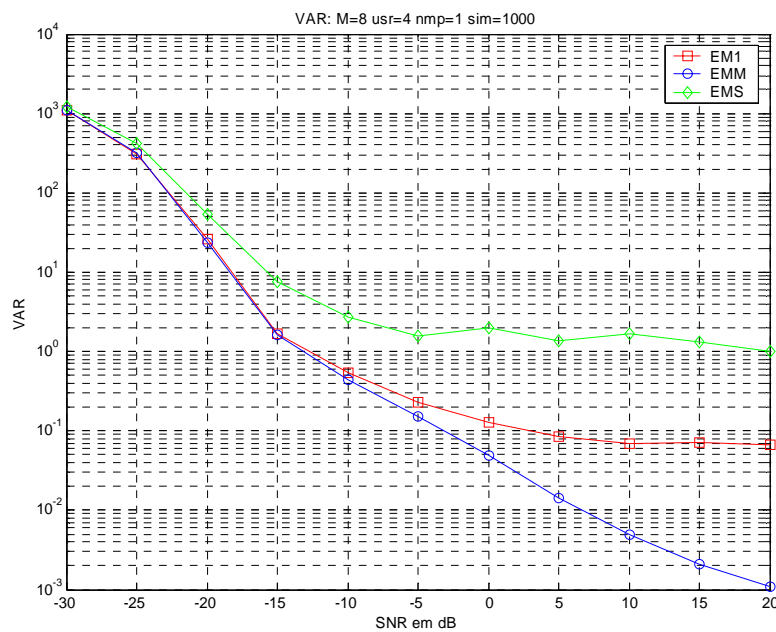


Figura 5.2– Comparação da variância do erro dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da SNR.

Tabela 5.3 - Comparação da variância do erro dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da SNR.

SNR	EM1	EMM	EMS
-30	1113.8	1110.5	1216.6
-25	303.8	313.6	414.8
-20	26.2	23.4	53.9
-15	1.7	1.6	7.7
-10	0.5401	0.4439	2.7557
-5	0.2312	0.1527	1.5770
0	0.1293	0.0488	1.9797
5	0.0853	0.0143	1.3885
10	0.0682	0.0049	1.6605
15	0.0704	0.0021	1.3215
20	0.0665	0.0011	0.9877

5.3.1.2- Desempenho em função da quantidade de antenas do arranjo

A Figura 5.3 apresenta o resultado do EMA em função da quantidade de antenas do arranjo. Quanto maior a quantidade de antenas, maior é a quantidade de informação disponível e com isto, o desempenho dos estimadores é melhorado, como pode ser visto na Figura 5.3 e na Tabela 5.4. O mesmo ocorre na comparação com a variância do erro na Figura 5.4 e na Tabela 5.5. Os valores com melhor desempenho encontram-se em negrito nas tabelas.

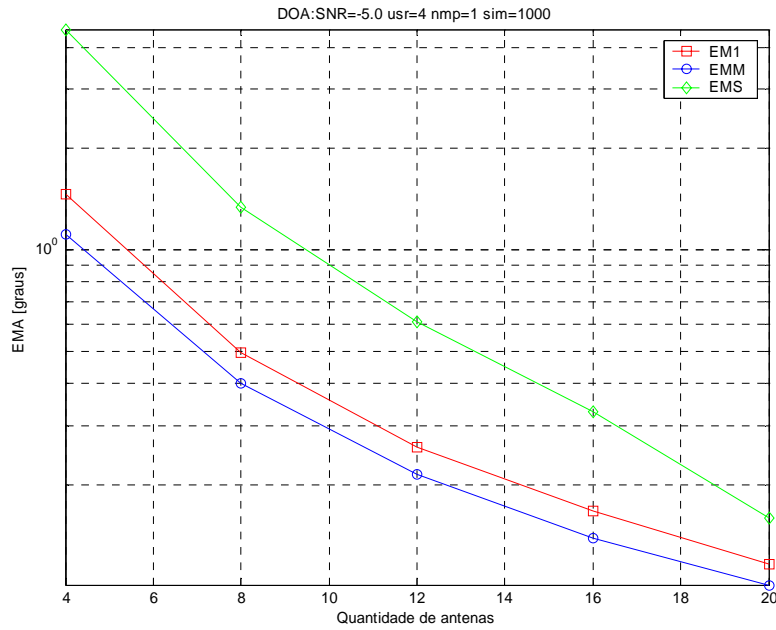


Figura 5.3– Comparação do EMA dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da quantidade de antenas do arranjo.

Tabela 5.4 - Comparação do EMA (em graus) dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da quantidade de antenas do arranjo.

ANTENAS	EM1	EMM	EMS
4	1.4609	1.1144	4.5185
8	0.4937	0.3994	1.3330
12	0.2593	0.2147	0.6120
16	0.1671	0.1386	0.3295
20	0.1157	0.1008	0.1596

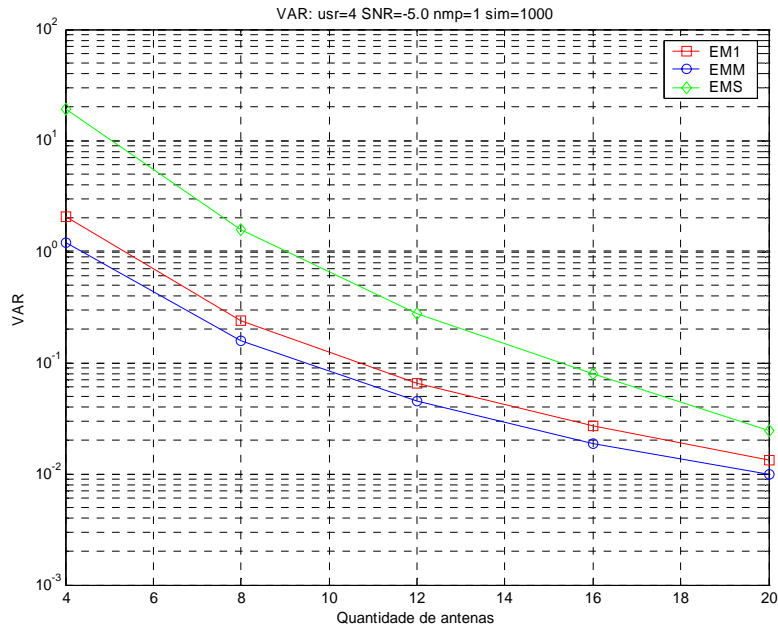


Figura 5.4– Comparação da variância do erro dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da quantidade de antenas do arranjo.

Tabela 5.5 - Comparação da variância do erro dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da quantidade de antenas do arranjo.

ANTENAS	EM1	EMM	EMS
4	2.0593	1.2142	18.9450
8	0.2384	0.1561	1.5616
12	0.0657	0.0451	0.2795
16	0.0273	0.0188	0.0786
20	0.0131	0.0099	0.0244

5.3.1.3- Desempenho em função da quantidade de usuários no sistema

Nesta simulação, o EMA apresentado na Figura 5.5 e na Tabela 5.6, utilizou-se a quantidade de usuários presente no sistema. Percebe-se o melhor desempenho do estimador EMM, que teve o seu erro médio absoluto praticamente estável em torno de 0,4 grau independentemente da quantidade de usuários incidentes no arranjo de antenas. O desempenho do estimador EM1 inicia com EMA aproximado de 0,4 grau para 2 usuários no sistema e atinge o valor aproximado de 0,6 grau quando se tem 8 usuários no sistema.

O desempenho do estimador EMS inicia com EMA aproximado de 1 grau para 2 usuários no sistema e atinge o valor aproximado de 2,3 graus quando se tem 8 usuários no sistema.

Na Figura 5.6 e na Tabela 5.7, faz a comparação dos estimadores quanto a variância do erro. Percebe-se que o estimador EMM possui o melhor desempenho entre todos os estimadores. Os valores com melhor desempenho encontram-se em negrito nas tabelas.

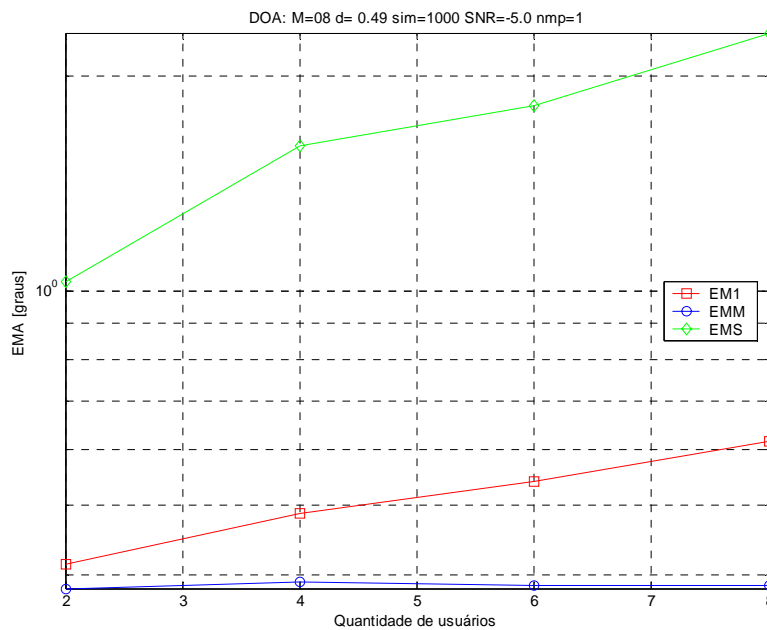


Figura 5.5– Comparação do EMA dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da quantidade de usuários.

Tabela 5.6 - Comparação do EMA (em graus) dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da quantidade de usuários.

USUÁRIOS	EM1	EMM	EMS
2	0.4134	0.3828	1.0316
4	0.4870	0.3907	1.5964
6	0.5411	0.3870	1.8163
8	0.6164	0.3869	2.2980

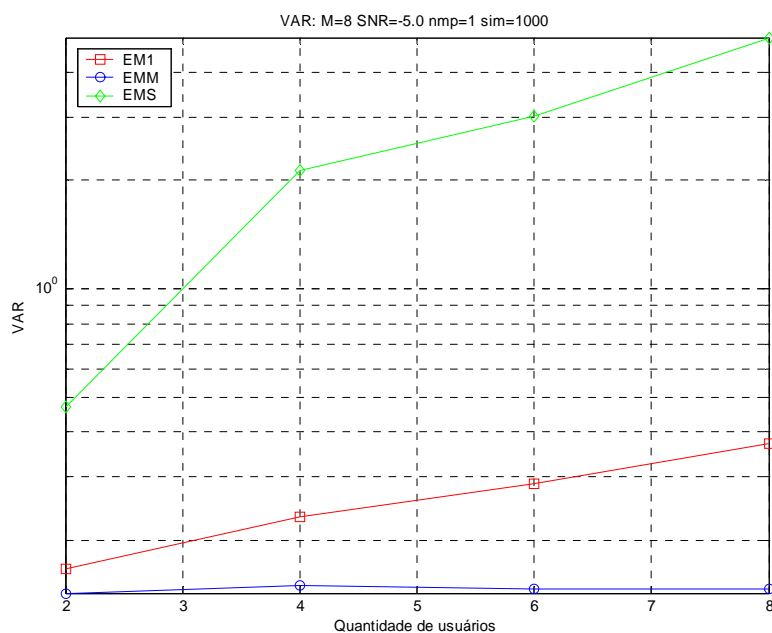


Figura 5.6– Comparação da variância do erro dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da quantidade de usuários no sistema.

Tabela 5.7 - Comparação da variância do erro dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da quantidade de usuários.

USUÁRIOS	EM1	EMM	EMS
2	0.1662	0.1427	0.4680
4	0.2318	0.1494	2.1382
6	0.2867	0.1467	3.0242
8	0.3724	0.1467	4.9896

5.3.1.4- Desempenho em função da quantidade de multipercursos

Nesta simulação, foi variado de 1 a 4 multipercursos, com os atrasos múltiplos inteiros do período de um chip na faixa de 2 a 64.

A Figura 5.7 e a Tabela 5.8 mostram o EMA dos estimadores em função da quantidade de multipercursos. O desempenho do EMM foi bem superior ao dos demais estimadores, estando o EMA estável na faixa de 0,5 grau. O EMS inicia com um EMA de 0,9 grau sem

multipercurso e chega a 2,3 graus quando há 4 multipercursos do sinal original. Na comparação com a variância do erro, mostrado na Figura 5.8 e na Tabela 5.7, o estimador EMM, mais uma vez, obteve o melhor desempenho. Os valores com melhor desempenho encontram-se em negrito nas tabelas.

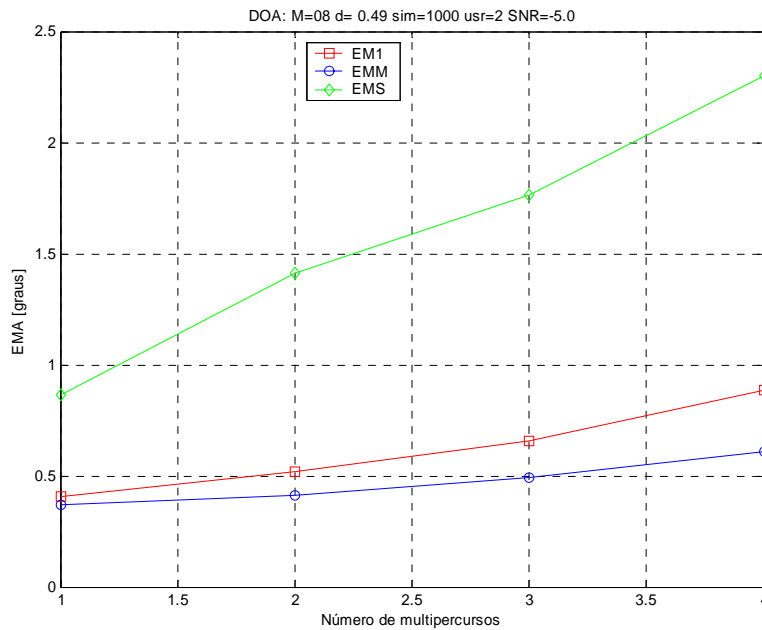


Figura 5.7– Comparação do EMA dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da quantidade de multipercursos.

Tabela 5.8 - Comparação do EMA (em graus) dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da quantidade de multipercursos.

MULTIPERCURSO	EM1	EMM	EMS
1	0.4072	0.3723	0.8631
2	0.5192	0.4149	1.4130
3	0.6543	0.4925	1.7627
4	0.8834	0.6070	2.3028

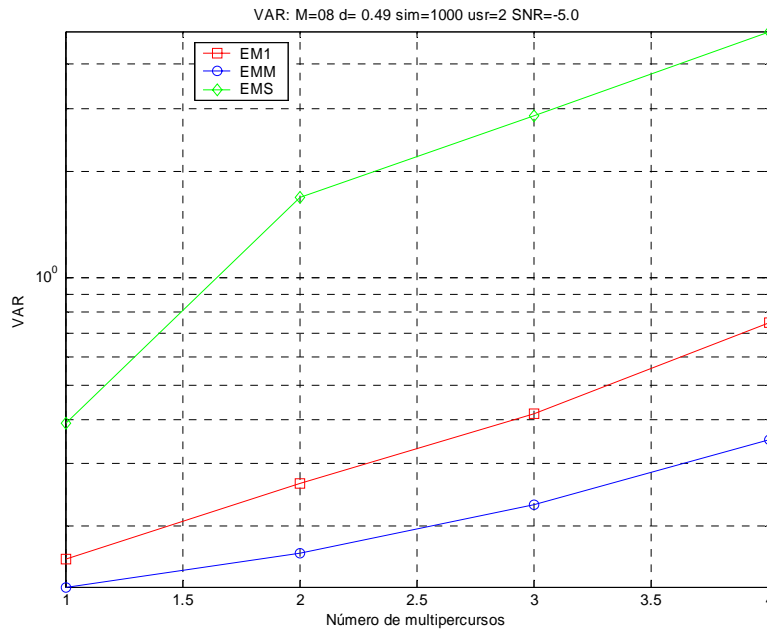


Figura 5.8– Comparação da variância do erro dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da quantidade de multipercursos.

Tabela 5.9 - Comparação da variância do erro dos estimadores EM1, EMM e EMS em função da quantidade de multipercursos.

MULTIPERCURSO	EM1	EMM	EMS
1	0.1614	0.1352	0.3908
2	0.2636	0.1683	1.6883
3	0.4148	0.2295	2.8520
4	0.7488	0.3494	4.9450

5.4 - CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Neste capítulo, inicialmente, foram apresentados o modelo do sinal estocástico e o estimador de direção de chegada de sinais com modelagem estocástica (EMS).

Depois, foram apresentados os resultados obtidos com a comparação do desempenho do estimador EMS com os estimadores EM1 e EMM, em canais reversos CDMA, onde se constatou que o EMM obteve desempenho superior aos demais estimadores em todos os cenários simulados.

6 - CONCLUSÕES E SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

6.1 - CONCLUSÕES GERAIS

Este trabalho apresentou algoritmos para realizar a estimação de direção de chegada de sinais em canais reversos CDMA utilizando métodos de máxima verossimilhança e algoritmos EM (*Expectation Maximization*), empregando a modelagem determinística e estocástica dos sinais de interesse.

O primeiro algoritmo apresentado, denominado de EM1, realiza a estimação de DOA de cada sinal de interesse isoladamente, considerando os demais sinais e o ruído como um único sinal interferente com distribuição $G(0, \sigma^2 I)$. O segundo algoritmo, denominado de EMM, realiza a estimação conjunta dos vários sinais de interesse que chegam ao arranjo de antenas considerando as estimativas já realizadas. O terceiro algoritmo, denominado de EMS, trata os sinais como vetores aleatórios Gaussianos de média zero com covariância desconhecida e ainda considera que sucessivas amostras do sinal são independentes mas compartilham uma densidade espectral de potência comum.

Primeiramente, foi estudada a tecnologia de antenas inteligentes, mostrando que a utilização de conformadores de feixes com arranjo de antenas provém uma filtragem espacial que possui forte analogia com a filtragem temporal realizada por um filtro FIR.

Foi constatado que o sistema de arranjo adaptativo é muito adequado para ser utilizado em ambiente CDMA, por ser este um ambiente composto de altas interferências co-canal e de multipercursos, além de ser bastante ruidoso. Ao contrário dos sistemas de feixes comutados, as antenas adaptativas são capazes de reagir dinamicamente às mudanças num ambiente de rádio frequência (RF), tendo um processador digital de sinal (DSP) que otimiza o diagrama de irradiação do arranjo.

A estrutura de um sistema de comunicações móveis celular foi descrita, particularizando o ambiente CDMA. Foi dada especial atenção aos canais de tráfego e ao emprego dos códigos para a viabilização do acesso múltiplo. Para o modelo do sinal em CDMA, foi considerado que cada sinal que incide no arranjo de antenas seja um sinal atrasado,

atenuado e defasado do sinal original. Foi visto que a interferência de múltiplo acesso (MAI) é um dos principais limitantes do sistema CDMA.

Foram apresentados, a seguir, os diversos estimadores de DOA existentes em literaturas especializadas considerados como clássicos e depois os estimadores de máxima verossimilhança utilizando o algoritmo de maximização da esperança (EM), com a modelagem determinística dos sinais de interesse (EM1 e EMM) e com a modelagem estocástica dos sinais (EMS).

Nas simulações realizadas, os estimadores foram comparados através do Erro Médio Absoluto (EMA) das estimações de DOA, em graus. O desempenho dos estimadores de DOA foi, também, para um usuário no sistema, comparado com o limitante inferior de *Cramér-Rao* (CRB) por meio da variância do erro.

Os cenários das simulações foram alterados conforme os seguintes parâmetros: relação sinal-ruído (SNR), quantidade de antenas do arranjo, quantidade de usuários no sistema e quantidade de multipercursos. Nas simulações realizadas, constatou-se que o aumento da quantidade de usuários no sistema e a ocorrência de multipercursos degradam o desempenho de todos os estimadores. Por outro lado, o aumento da quantidade de elementos no arranjo de antenas e o aumento na relação sinal-ruído (SNR) favorecem o desempenho de todos os estimadores.

No primeiro conjunto de simulação, quando foi comparado o desempenho na estimação de DOA de quatro algoritmos freqüentes na literatura especializada (DS, Capon, MUSIC e ESPRIT) com o estimador EM1, constatou-se que o EM1 obteve o melhor desempenho em todos os cenários criados, principalmente para valores de SNR inferiores a 0 dB, concluindo-se que aqueles estimadores não possuem um desempenho satisfatório quando há vários usuários no sistema simultaneamente.

Foi argumentado que os estimadores, aqui considerados clássicos, não apresentam bons resultados em ambientes CDMA por falharem na separabilidade dos canais, assim sendo, os sinais interferentes estarão presentes no espectro espacial de potência, mesmo após o produto pelo código do usuário de interesse.

No segundo conjunto de simulação foi analisada a convergência do algoritmo EMM. Foi constatada que, a cada iteração do algoritmo EMM, é garantida a ocorrência da maximização da função de verossimilhança do estimador ML. Além disto, foi verificado que na primeira iteração, o erro médio absoluto das estimativas de DOA é alto, pelo fato do valor inicial do algoritmo ser arbitrário. Nas demais iterações, o EMA de cada iteração apresentou-se bastante próximo do EMA da próxima iteração, sendo este pouco alterado. Desta forma, pode-se concluir que o algoritmo EMM estima o valor real, com grande precisão, logo nas primeiras iterações do algoritmo. Foi visto, também, que o tempo médio de convergência do algoritmo aumenta numa razão direta ao aumento das iterações do algoritmo.

No terceiro conjunto de simulação foi analisada a influência do valor de estimação inicial na convergência do algoritmo EMM. Foi constatado que apesar deste valor ser arbitrário, não influenciou no desempenho do algoritmo de estimação.

No quarto conjunto de simulação, quando foi comparado o desempenho dos estimadores EM com modelagem de sinais determinísticos (EM1 e EMM) e do estimador EM com modelagem de sinal estocástico (EMS), constatou-se que o EMM obteve o melhor desempenho em todas as situações criadas. Pode-se concluir que o algoritmo EMM é o algoritmo com maior precisão em todos os cenários que foram simulados, sendo o estimador de DOA mais adequado para o ambiente CDMA.

De qualquer forma, constatou-se a eficiência da utilização do algoritmo EM na estimação de DOA de sinais em ambiente CDMA, pois tanto os estimadores EM com modelagem determinística dos sinais (EM1 e EMM), tanto o estimador EM com modelagem estocástica dos sinais (EMS), apresentaram um baixo erro médio absoluto nas estimações nos cenários simulados. Tais algoritmos, portanto, oferecem boa precisão na estimação da direção de chegada de múltiplos sinais em ambiente CDMA.

6.2 - CONTRIBUIÇÕES DESTE TRABALHO

As contribuições deste trabalho foram:

- Constatação, por meio de simulações, de que os algoritmos clássicos (DS, Capon, MUSIC e ESPRIT) não possuem desempenho satisfatório na estimação de DOA em ambiente CDMA;
- Apresentação dos estimadores de máxima verossimilhança (ML) com o uso da técnica de Máxima Expectância (EM) com a modelagem determinística dos sinais para o problema de estimação de DOA em ambiente CDMA;
- Apresentação de um estimador de máxima verossimilhança (ML) com o uso da técnica de Máxima Expectância (EM) com a modelagem estocástica dos sinais para o problema de estimação de DOA em ambiente CDMA;
- Constatação, por meio de simulações, da garantia da maximização da função de verossimilhança do estimador ML a cada iteração do algoritmo EM.
- Constatação, por meio de simulações, de que o algoritmo EM estima o valor real, com grande precisão, logo nas primeiras iterações do algoritmo.
- Constatação, por meio de simulações, de que o valor inicial de estimação não influenciou na convergência global do algoritmo EM;
- Verificação de que o estimador EMM proposto obteve o melhor desempenho dentre todos os estimadores de DOA estudados em ambiente CDMA, sendo o estimador mais adequado para ser utilizado neste ambiente.

6.3 - SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Neste trabalho, foram realizadas algumas simplificações didáticas que podem não refletir o que ocorre efetivamente na realidade, como por exemplo, supôs-se que não há

acoplamento mútuo entre os elementos do arranjo de antenas, o que normalmente não é o que acontece na prática. Uma sugestão para um trabalho futuro seria considerar este efeito de acoplamento mútuo entre as antenas e estudar a sua influência na estimação de DOA.

Outro ponto que poderá ser objeto de estudo futuro é a implementação dos algoritmos desenvolvidos em processadores de sinais digitais (DSP), verificando a viabilidade de construção de protótipos para que se possa validar na prática a eficiência destes estimadores.

Uma última sugestão de trabalho futuro é o estudo da utilização dos estimadores de DOA, aqui desenvolvidos, em uma configuração de arranjo de antena distinta do arranjo linear uniforme.

A estimação da direção de chegada de sinais eletromagnéticos é um problema existente nos dias atuais, principalmente com o advento das comunicações móveis celulares. Neste trabalho de mestrado não se espera que se esgote o assunto sobre estimadores de DOA em ambiente CDMA, mas que sirva como uma contribuição técnica para futuros trabalhos e estudos nesta área do conhecimento.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Zelenovsky, R., “Emprego de arranjo de antenas na recuperação de dados digitais em ambiente CDMA”, Tese de Doutorado, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 22 de julho de 2001.
- [2] J. C. Liberti e T. S. Rappaport. *Smart Antennas for Wireless Communications: IS-95 and Third Generation CDMA applications*. Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, USA, 1999.
- [3] L. C. Godara. *Application of Antenna Arrays to Mobile Communications, Part II: Beamforming and Direction-of-Arrival Considerations*. Proc. of IEEE, Vol. 85, No. 8, Agosto, 1997, pp. 1195-1245.
- [4] J.L.Lee e L.E. Miller. *CDMA Systems Engineering Handbook. Mobile Communications Series*. Artech House Publisher, Norwood, MA, USA, 1998.
- [5] K.S.Gilhousen, I. M. Jacobs, R. Padovani, A. J. Viterbi, L.A. Weaver e C. E. Wheatley. *On the Capacity of a Cellular CDMA System*. IEEE Trans. On Vehicular Technology. Vol40, No. 2, maio, 1991, pp. 303-312.
- [6] A. J. Viterbi. *CDMA: Principles of Spectrum Communication*. Addison-Wesley Wireless Communication Series. Addison-Wesley, One Jacob Way, Reading, MA, USA, 1995.
- [7] T. S. Rappaport. *Wireless Communications, Principles and Practice*. Prentice Hall Communications Engineering and Emerging Technologies Series. Prentice Hall PTR, Upper Saddle River, NJ, USA, 1996.
- [8] S. Haykin. *Modern Filters*. Macmillan Publishing Company, New York, USA, 1989.
- [9] R. Price e P. E. Green, *A Communication Technique for Multipath Channel*. Proceedings of the IRE, Março, 1958, PP. 555-570.

- [10] J. Litva e T. K. Lo. *Digital Beamforming in Wireless Communications. Mobile Communication Series*. Artech House Publishers, Norwood, MA, USA, 1996.
- [11] R. T. Compton, Jr. *Adaptive Antennas – Concepts and Performance*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, USA, 1988.
- [12] P. Petrus. *Novel Adaptive Array Algorithms and Their Impact on Cellular System Capacity*. Ph D Dissertation, Virginia Polytechnic Institute, March 1997.
- [13] S. Haykin. *Adaptive Filter Theory*. Terceira Edição. Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, USA, 1999, pp. 225-227.
- [14] A. Antoniou. *Digital Filters: Analysis, Design and Applications*. McGraw-Hill International Editions. Electrical Engineering Series, New York, USA, 1993.
- [15] S. Haykin. *Modern Filters*. Macmillan Publishing Company, New York, USA, 1989.
- [16] Capon, J. *High Resolution Frequency-Wavenumber Spectral Analysis*. Proc of IEEE, Vol.57, No. 8, Agosto 1969, pp. 1408-1418.
- [17] R. O. Schmidt. *Multiple Location and Signal Parameter Estimation*. IEEE Trans. On Antennas and Propagation, Vol. AP-34, No. 3, Março, 1986, pp. 276-280.
- [18] R. O. Schmidt e R. E. Franks. *Multiple Source DF Signal Processing: An Experimental System*. IEEE Trans. On Antennas and Propagation, Vol. AP-34, No. 3, Março, 1986, pp. 281-290.
- [19] I. Ziskind e M. Wax. *Maximum Likelihood Location of Multiple Sources by Alternating Projection*. IEEE Trans. On Accoustics, Speech and Signal Processing. Vol. ASSP-36, No. 10, Outubro, 1988, pp. 1553-1560.
- [20] P. Stoica e K. C. Sharman. *Maximum Likelihood Methods for Direction of Arrival Estimation*. IEEE Trans. On Accoustics, Speech and Signal Processing, Vol. ASSP-38, 1990, pp. 1132-1143.

- [21] M. Feder e E. Weinstein. *Parameter Estimation of Superimposed Signals Using EM Algorithm*. IEEE Trans on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 36, Abril, 1988, pp. 1762-1765.
- [22] R. Zelenovsky e M. Grivet. *Direction of Arrival Estimation for CDMA Signals by Using the EM-Algorithm*. II Conferência de Telecomunicações, Sesimbra, Portugal, Abril, 1999, pp 399-403.
- [23] R. Zelenovsky e M. Grivet. *The EM Algorithm for DOA Estimation in IS-95 Reverse Link*. IEEE VTS 53rd Vehicular Technology Conference – VTC 2001 Spring, Ilha de Rodes, Grécia, Maio 2001, ISBN 0780367308.
- [24] A.D. Dempster, N.M. Laird, e D. B. Rubin. *Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm*, J. Roy. Stat. Soc., vol. B-39, pp. 1-37, 1977.
- [25] M. I. Miller e D. R. Fuhrmann. *Maximun Likelihood Narrow-Band Direction Finding and the EM Algorithm*. IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 38, Setembro, 1990, pp. 1560-1577.
- [26] P. Stoica, Z. Wang e J. Li. *Robust CAPON beamforming*. IEEE Signal Processing Letters, V. 10, No. 6, June, 2003.
- [27] R. Roy e T. Kailath. *ESPRIT – Estimation of Signal Parameters Via Rotational Invariance Techniques*. IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 37, No. 7, Julho, 1989, pp. 984-995.
- [28] P. Stoica e A. Nehorai. *MUSIC, Maximum Likelihood, and Cramér-Rao Bound*. IEEE Trans. On Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 37, No. 5, Maio, 1989, pp. 720-741.
- [29] P. Stoica e A. Nehorai. *MUSIC, Maximum Likelihood, and Cramér-Rao Bound: Further Results and Comparisons..* IEEE Trans. On Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 38, No. 12, Dezembro, 1990, pp. 2140-2150.

- [30] L. Scharf. *Statistical Signal Processing: Detection, Estimation, and Time Series Analysis*. Addison Wesley, 1991.
- [31] Athanasius Pappoulis, S. Unnikrishna Pillai. *Probability, Random Variables and Stochastic Processes*. Fourth Edition, Mc Graw Hill, 2002.
- [32] Kok Keng Ng. *Smart Antenna Application in DS-CDMA Mobile Communication System*. Naval Postgraduate School, Thesis, September 2002.

APÊNDICES

A – LISTAGEM DOS PROGRAMAS

A.1- ALGORITMO EM1

```
function [psi] = doaem1(user,psi,nit)
% ESTIMADOR "EM" NO AMBIENTE MULTI-USUÁRIO PORÉM TRATANDO OS
% USUÁRIOS QUE NÃO O DE INTERESSE COMO RUÍDO

% psi --> [DOA] estimada

% user --> n° do usuário de interesse
% psi --> [doa] valores iniciais.
% nit --> Número de iterações do algoritmo

global M dist MM sizex SNPSHOT MNYFOLD DIGITALM dtm

% Multiplicação do snapshot pelo sinal do usuário de interesse

Y = SNPSHOT;
inicio = dtm (user)+1+MM;
fim = inicio-1+sizex;
SIGNUM = DIGITALM (user, (inicio:fim));
for i=1:M
    Y(i,:) = Y(i,:).*SIGNUM;
end
ONEX = ones (1,sizex);

% ALGORITMO EM1

lbd = 0.95; % valor de LAMBDA
doa = psi*pi/180;
for i=1:nit
    aux = gama*exp(j*fi)*onfold (M,dist,doa);
```

```

S = kron(ONEX,aux);
X = S+lbd*(Y-S);
XM = mean(X.'!);

% Estimar o DOA, buscando o máximo
graph = abs (MNYFOLD'*XM);
[val,pos] = max (abs (graph));
doa = eix (pos);
end
psi = [doa];

```

A.2- ALGORITMO EMM

```
function [psimm] = doaemm(usrm,psi,nrp,nit)
```

```
% ESTIMADOR "EMM" NO AMBIENTE MULTI-USUÁRIO PORÉM TRATANDO
OS USUÁRIOS QUE NÃO O DE INTERESSE COMO RUÍDO
```

```
% psi --> [DOA] estimada
```

```
% usrm --> n° de usuários
```

```
% psi --> [doa] valores iniciais.
```

```
% nrp --> Número de iterações do algoritmo
```

```
global M dist MM sizex SNPSHOT MNYFOLD DIGITALM dtm
```

```
global SIGNEM SIGM NN SNAP SNAP1 SIG
```

```
% Multiplicação do snapshot pelo sinal do usuário de interesse
```

```
% ALGORITMO EMM
```

```
lbd = 0.95; % valor de LAMBDA
```

```
for n=1:nrp
```

```
for user = 1:usrm
```

```
snapshot (user);
```

```

YY = SNPSHOT;
inicio = dtm (user)+1+MM;
fim = inicio-1+sizeX;
SIGNEM = DIGITALM (user,(inicio:fim));
for i=1:M
    YY(i,:) = YY(i,).*SIGNEM;
end
for k=1:nit
    SIGM = zeros(M,NN);
    for i=1:usrm
        aux1 = onefold (M,dist,psi);
        SIGM = SIGM + kron (DIGITALM(i,:),aux1);
    end
    snap(user);
    SS = SNAP;
    for i=1:M
        SS(i,:) = SS(i,).*SIGNEM;
    end
    SIG = zeros(M,NN);
    aux2 = onefold (M,dist,psi (user));
    SIG = SIG + kron (DIGITALM (user,:), aux2);
    snap1(user);
    S = SNAP1;
    for i=1:M
        S(i,:) = S(i,).*SIGNEM;
    end
    X = S + lbd*(YY-SS);
    XM = mean (X.').';

    % Estimar o DOA, buscando o máximo
    graph = abs (MNYFOLD'*XM);
    [val,pos] = Max (abs (graph));
    psi = eix (pos);
end

```

```

        end
    end
    psimm = psi;

```

A.3- ALGORITMO EMS

```

function [psis] = doaems (usrm,psi,nrp,nit)

% ESTIMADOR "EM" ESTOCÁSTICO

% psis --> [DOA] estimada estocástica

% usrm      --> n° de usuários
% psis --> [doa] valores iniciais.
% nrp --> Número de repetições do algoritmo

global M dist MM sizex SNPSHOT MNYFOLD DIGITALM dtm
global SNAP SNAP1 SIG SIGM SIGNEM

% Multiplicação do snapshot pelo sinal do usuário de interesse
% ALGORITMO EMS
alfa = zeros (usrm);
lbd = 0.95;          % valor de LAMBDA

for n=1:nrp
    for user = 1:usrm
        snapshot (user);
        YY = SNPSHOT;
        inicio = dtm (user)+1+MM;
        fim = inicio-1+sizex;
        SIGNEM = DIGITALM (user,(inicio:fim));
        for i=1:M
            YY(i,:) = YY(i,).*SIGNEM;
        end
    end
end

```

```

Ry=mean (YY.'.');      % Matriz de Covariância das amostras de entrada
for j=1:M
    R(:,j) = Ry;
end
for k=1:nit
    Dpsi = zeros (M,usrm);
    for i=1:usrm
        Dpsi(:,i) = onefold (M,dist,psi);
    end
    dteta = zeros (M,1);
    dteta = onefold (M,dist,psi(user));
    Kxl = alfa (user,user)* dteta*dteta'+ lbd*eye (M);
    Ky = (Dteta) * alfa* (Dteta') + eye (M);

    %E[Rxl] - VALOR ESPERADO DE Rxl de [25]

    X = Kxl *(inv(Ky))*R*(inv(Ky))*Kxl + Kxl - Kxl*(inv(Ky))*Kxl;
    XM = mean(X.'.');

    % Estimar o DOA, buscando o máximo

    graph = abs (MNYFOLD'*XM);
    [val,pos] = max (abs(graph));
    psi = eix (pos);
    V = onefold (M,dist,psi (user));
    alfa1 = real ((MNYFOLD'*XM - lbd) / (V'*V));
    [val1,pos1] = max (abs (alfa1));
    alfa (user,user)= abs (eix (pos1));
end
end
end
end
psis = psi;

```