SERGIO FORCELLINI

LOCALIZAÇÃO DE USUÁRIOS USANDO O SISTEMA CELULAR

**Tese apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção
do Título de Doutor em Engenharia Elétrica**

**São Paulo
2007**

SERGIO FORCELLINI

LOCALIZAÇÃO DE USUÁRIOS USANDO O SISTEMA CELULAR

**Tese apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção
do Título de Doutor em Engenharia Elétrica**

**Área de Concentração:
Sistemas Eletrônicos**

**Orientador:
Prof. Dr. Luiz Cezar Trintinalia**

São Paulo

2007

FICHA CATALOGRÁFICA

Este exemplar foi revisado e alterado em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, 12 de Novembro de 2007.

Assinatura do autor _____

Assinatura do orientador _____

Forcellini, Sergio

**Localização de usuários usando o sistema celular / S. Forcellini. -- ed.rev. -- São Paulo, 2007.
129 p.**

Tese (Doutorado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle.

1.Telefonia celular 2.Modelo de canal 3.Estação base 4.Estação móvel I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle II.t.

DEDICATÓRIA

**Dedico este Trabalho ao meu pai Egydio Forcellini
por ter sido meu primeiro Mestre na pesquisa
científica.**

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. Luiz Cezar Trintinalia pela orientação e pelo constante estímulo transmitido durante o trabalho.

À minha esposa Idaiana, à minha mãe Leontina e aos meus filhos, André e Natália, aos meus amigos e a todos que colaboraram direta ou indiretamente na execução deste trabalho.

RESUMO

A técnica de localização móvel utilizando o sistema celular recebeu especial atenção por parte de empresas fabricantes e operadoras de telecomunicações, devido à necessidade de se cumprir as exigências estabelecidas para chamadas de serviços de emergência e outros serviços de apelo comercial. Neste trabalho são analisados os principais métodos de localização propostos na literatura, incluindo, para cada um, a formulação matemática envolvida no cálculo da localização, os principais algoritmos utilizados e suas limitações. É analisada, também, a modelagem do canal de propagação no ambiente celular baseada na proposta do relatório do COST 259. A partir desta análise pode ser encontrada uma correlação entre o atraso médio do sinal e o seu espalhamento, que motivou sua utilização em um novo algoritmo para estimativa de localização. Esse novo algoritmo, particularmente eficiente para os casos em que uma ou mais estações rádio-bases não apresentam visada direta com a unidade móvel (NLoS), é apresentado neste trabalho, e diversos resultados de simulação são analisados, comparando-se o seu desempenho com outros algoritmos amplamente aceitos e reconhecidos. Para melhorar a estimativa de posição final, a filtragem de Kalman também é aplicada ao algoritmo proposto.

Palavras-chave: Localização. Sistema celular. Modelo de canal. Estação Base. Estação móvel.

ABSTRACT

The mobile location technique using the cellular system received a special attention from the telecommunication manufacturers and operators, regarding the need of accomplishing the established demands by the emergency service calls and other commercial ones. This study analyzes the main location methods proposed in the literature, including, in each one, the mathematical formulation involved in the location calculus, the main used algorithms and their limitations. Also, it is analyzed the modeling of the propagation channel based on a cellular environment proposed in COST 259 report. After this analysis we can find a correlation between the signal mean delay and its delay spread, which motivated the use of a new algorithm for location estimative. A new algorithm, especially efficient for the cases where one or more base stations don't have Line-of-Sight (NLoS) with mobile station, is presented and several simulation results are analyzed and compared with other algorithms widely accepted and recognized. In order to improve the final position estimation, the Kalman filtering is also applied to the new proposed algorithm.

Keywords: Location. Cellular System. Channel Model. Base Station. Mobile Station.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 - Intersecção de circunferências originadas de três medidas de tempos de chegada (ToA's).....	41
Figura 2.2 – Determinação da localização por medida de TDoA's.....	46
Figura 2.3 – Geometria das bases aplicada no método de Fang.	47
Figura 2.4 – Geometria para a determinação da probabilidade de erro circular.	66
Figura 3.1 - Modelo de fluxo de simulação do canal direcional do COST 259.	70
Figura 3.2 - Potências dos agrupamentos.....	77
Figura 3.3 - Arquitetura celular para calibração.....	82
Figura 3.4 - Gráfico do erro de distância médio × desvio-padrão (área Rural).....	84
Figura 3.5 - Gráfico do erro de distância médio × desvio-padrão (Urbano Típico).....	84
Figura 4.1 - Localização no plano 2-D.....	86
Figura 5.1 – Probabilidade do Erro de localização médio no caso 1, para erro NLoS Rayleigh (σ_{Rail} uniformemente distribuído entre 0-300 m), com $K=30$ amostras, $M=4$ estações e ruído de medida gaussiano $\sigma_{med} = 10m$	98
Figura 5.2 – Erro de localização médio no caso 1, como uma função do erro máximo NLoS (distribuição uniforme), com ruído de medida gaussiano, $\sigma_{med} = 10m$, $K=30$ e $M=4$	98
Figura 5.3 – Erro de localização médio no caso 1, como uma função de σ_{Rayl} (Erro NLoS Rayleigh), com ruído de medida gaussiano, $\sigma_{med} = 10m$, $K=30$ e $M=4$	99
Figura 5.4 – Erro de localização médio no caso 1 como uma função do desvio-padrão do erro de medida, σ_{med} , com erro NLoS com distribuição uniforme (0- 300 m), $K=30$ e $M=4$	100
Figura 5.5 – Probabilidade do Erro de localização médio no caso 2, para erro NLoS Rayleigh (σ_{Rail} uniforme de 0-300 m), com $K=30$, $M=4$ e ruído de medida gaussiano $\sigma_{med} = 10m$	101

Figura 5.6 – Erro de localização médio no caso 2, como uma função do erro NLoS máximo (distribuição uniforme), com ruído de medida gaussiano, $\sigma_{med} = 10m$, $K=30$ e $M=4$.	101
Figura 5.7 - Erro de localização médio no caso 2, como uma função de σ_{Rayl} (Erro NLoS Rayleigh), com ruído de medida gaussiano, $\sigma_{med} = 10m$, $K=30$ e $M=4$.	102
Figura 5.8 - Erro de localização médio no caso 2, como uma função do desvio-padrão do erro de medida, σ_{med} , com erro NLoS com distribuição uniforme (0-300 m), $K=30$ e $M=4$.	102
Figura 5.9 - Raiz quadrada do erro Quadrático médio caso 1, como uma função de σ_{Rayl} (Erro NLoS Rayleigh), com ruído de medida gaussiano, $\sigma_{med} = 10m$, $K=30$ e $M=4$.	103
Figura 5.10 - Raiz quadrada do erro Quadrático médio caso 2, como uma função de σ_{Rayl} (Erro NLoS Rayleigh), com ruído de medida gaussiano, $\sigma_{med} = 10m$, $K=30$ e $M=4$.	103
Figura 5.11–Erro de localização médio no caso 1 como uma função do número de amostras, K , para ruído de medida gaussiano, $\sigma_{med} = 10m$, erro NLoS de distribuição uniforme (0-300) e $M=4$.	104
Figura 5.12–Erro de localização médio no caso 2 como uma função do número de amostras, K , para ruído de medida gaussiano, $\sigma_{med} = 10m$, erro NLoS de distribuição uniforme (0-300) e $M=4$.	104
Figura 5.13 - Probabilidade acumulada de erro de Localização em ambiente Celular Macro Urbano Típico ($K=30$).	107
Figura 5.14 - Probabilidade de erro de Localização em ambiente celular Macro Área Rural ($K=30$).	107
Figura 5.15 - Probabilidade de erro de Localização em ambiente celular Macro Urbano Típico, com todas as estações com visada direta ($K=30$).	108
Figura 5.16 - Probabilidade de erro de Localização em ambiente celular Macro Área rural, com todas as estações com visada direta ($K=30$).	108

Figura 5.17 - Probabilidade de erro de Localização em ambiente celular Macro Urbano Típico, com todas as estações com ausência de visada direta ($K=30$).....	109
Figura 5.18 - Probabilidade de erro de Localização em ambiente celular Macro Área rural, com todas as estações com ausência de visada direta ($K=30$).	110
Figura 5.19 - Erro de localização médio em função do número de amostras (K) Ambiente Macro Urbano Típico.....	111
Figura 5.20 - Erro de localização médio em função do número de amostras (K) Ambiente Macro Área Rural.	111
Figura 5.21 - Probabilidade de erro de Localização em ambiente celular Macro Urbano Típico, com o móvel em movimento ($K=30$).....	113
Figura 5.22 - Probabilidade de erro de Localização em ambiente celular Macro Rural, com o móvel em movimento ($K=30$).....	114
Figura 5.23 – Trajetórias real e estimada pelo método proposto com filtro de Kalman do móvel em ambiente celular Macro Urbano Típico ($K=30$).	115
Figura 5.24 - Trajetórias real e estimada pelo método proposto com filtro de Kalman do móvel em ambiente celular Macro Rural ($K=30$).	115

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Métodos Conhecidos de Localização.....	40
Tabela 3.1 - Parâmetros de especificação do Cenário.....	74
Tabela 5.1 – Comparativo dos métodos para Figura 5.1 e Figura 5.5.	97
Tabela 5.2 – Probabilidades de visada direta utilizadas para o ambiente Urbano Típico (TU).....	106
Tabela 5.3 – Probabilidades de visada direta utilizadas para o ambiente rural (RA). ..	106
Tabela 5.4 – Tabela Comparativa dos três métodos para o segundo cenário.	112

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ALI -	Automatic Location Identification (Identificação automática de localização)
ANI -	Automatic Number Identification (Identificação automática do número)
A-GPS -	Assisted-Global Positioning System (Sistema de Posicionamento Global-Assistido)
AoA -	Angle-of-Arrival (Ângulo de Chegada)
BU -	Bad Urban (Urbano Ruim)
BSh -	Base Station Height (Altura da estação Base)
c -	Velocidade da Luz
CDMA -	Code Division Multiple Access (Múltiplo acesso por divisão de código)
CEP -	Circular Error Probability (Probabilidade de Erro Circular)
COST -	European Co-operation in the Field of Scientific and Technical Research
CRLB -	Cramer-Rao Lower Bound (Limiar Inferior de Cramer Rao)
CTIA -	Cellular Telephone Industries Association (Associação das Indústrias de Telefonia Celular)
dB -	Decibel
DCS -	Digital Cellular System
E911 -	Enhanced 911
E-OTD	Enhanced Observed Time Difference
FCC -	Federal Communications Commission (Comissão Federal de Comunicações)
GHz -	Giga Hertz
GDoP -	Geometric Dilution of Precision (Degradação Geométrica da Precisão)
GSM -	Global System for Mobile Communications (Sistema Global para Comunicações Móveis)
GPS -	Global Positioning System (Sistema Global de Posicionamento)
HT -	Hilly Terrain (Terreno Montanhoso)
ICNSC -	International Conference on Networking, Sensing and Control
IEEE -	Institute of Electrical and Electronics Engineers (Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos)

IVHS-	Intelligent Vehicle Highway Systems
IPDL -	Idle Period on downlink (Período inoperante no enlace de descida)
LBS -	Location Based Service (Serviço baseado na localização)
LoS -	Line-of-Sight (Visada direta)
MHz-	Mega-Hertz
ML-	Maximum Likelihood (Máxima Verossimilhança)
MMSE-	Minimum Mean Square Error (Erro quadrático médio mínimo)
MSC -	Mobile Switching Center (Central de Chaveamento móvel)
MSE-	Mean Squared Error (erro quadrático médio)
MSh -	Mobile Station Height (altura da estação móvel)
NLoS -	Non-Line-of -Sight (ausência de visada direta)
OTDoA	Observed Time-Difference-of-Arrival
PCS-	Personal Communication System
P_{LoS} -	Probabilidade de visada direta
PSAP -	Public Safety Answering Point (Ponto de resposta de Segurança pública)
RA -	Rural Area (Área Rural)
RF-	Rádio Freqüência
RMS -	Root-Mean-Square (Raiz Quadrática Média)
SBRT-	Sociedade Brasileira de Telecomunicações
ToA -	Time-of-Arrival (Tempo de chegada)
TDoA -	Time-Difference-of -Arrival (Diferença de tempo de chegada)
TU -	Typical Urban (Urbano Típico)
UMTS -	Universal Mobile Telecommunications System (Sistema de Telecomunicações Universal Móvel)
WCDMA -	Wideband CDMA (CDMA de Banda Larga)

LISTA DE SÍMBOLOS

c -	Velocidade da Luz
x, y, z -	Sistema de coordenadas retangulares
t_i -	Tempo de propagação entre o móvel e a i -ésima base
d_i -	Distância entre o móvel e a i -ésima base
n_i -	Ruído de medida entre o móvel e a i -ésima base
$\underline{s}_i$ -	Vetor de coordenadas da i -ésima base
$\underline{x}$ -	Vetor de coordenadas do móvel
$\underline{f}(\underline{x})$ -	Função vetorial
$\underline{r}$ -	Vetor de Distância + ruído
$\underline{n}$ -	Vetor de ruído
N -	matriz de Covariância de ruído gaussiano
$ \underline{N} $ -	Determinante de N
$P(r x)$ -	Probabilidade Condicional de r dado x
$Q(\underline{x})$ -	Forma quadrática
∇	Operador gradiente
G_{deriv} -	matriz de derivadas de dimensão $N \times n$
$\hat{\underline{x}}$ -	Vetor de coordenadas estimado
$\tau_{i,j}$ -	Diferença de tempo entre estação i e estação j
$\underline{z}_a$ -	Vetor de coordenadas (x, y) e distância entre móvel e base a
$\underline{\psi}, \underline{\psi}', \underline{\Psi}, \underline{\Psi}'$ -	Vetor de erro
$\underline{h}_t$ -	Vetor de distâncias TDoA
$\underline{G}_a, \underline{G}_a'$	Matriz TDoA
$\underline{Q}$ -	matriz de covariância de ruído
σ_n^2 -	Variância de ruído
$E[\bullet]$ -	Esperança de $[\bullet]$

$\text{var}[\bullet]$ -	Variância de $[\bullet]$
$\text{cov}[\bullet]$ -	Covariância de $[\bullet]$
B, B', B'', B' -	Matriz diagonal
Ψ -	Matriz de covariância
I -	Matriz Identidade
e_i -	i -ésimo erro de estimativa
$\underline{e}$ -	Vetor de erro
ϕ_i -	i -ésimo ângulo de azimuth
r_m -	Medida de distância entre a estação móvel e a m -ésima estação base
L_m -	Distância real entre a estação móvel e a m -ésima estação base
$\hat{a}_m(n)$ -	Coefficiente estimado do polinômio de ordem N
V -	Matriz de coeficientes
$S_m(t_i)$ -	Polinômio de ordem $(N-1)$
$\underline{z}_w$ -	Vetor de coordenadas (x, y) e distância d .
$\underline{h}_w$ -	Vetor de distâncias ao quadrado
G, G' -	Matriz de coordenadas das estações bases
$\underline{z}_p$ -	Vetor de coordenadas do móvel ao quadrado
$\hat{\tau}$ -	Atraso estimado
τ_e -	Erro de atraso
τ_0 -	Atraso real
τ_m -	Atraso excessivo médio
τ_{RMS} -	Espalhamento de atraso
P_i -	Potência de cada sinal de multipercurso
J -	Matriz de informação de Fisher
$\bar{h}$ -	Resposta Impulsiva do canal
a_n -	Amplitude complexa da n -ésima componente
τ_n -	Atraso temporal da n -ésima componente

φ_n -	Azimute da n-ésima componente
θ_n -	Elevação da n-ésima componente
$\hat{p}_n$ -	Polarização da n-ésima componente
f -	Frequência
σ_{shf} -	Desvio-padrão do desvanecimento lognormal
L_{shf} -	Distância de correlação do desvanecimento lognormal
$\overline{\sigma_{\tau 1}}$ -	Mediana do Espalhamento de atraso do Agrupamento a 1km
ε -	Expoente da dependência do espalhamento do atraso com a distância
σ_{σ_τ} -	Desvio-padrão do logaritmo do espalhamento de atraso do agrupamento
L_{σ_τ} -	Distância de correlação do espalhamento do atraso
$\overline{\sigma_\varphi}$ -	Mediana do espalhamento do azimuth
σ_{σ_φ} -	Desvio-padrão do logaritmo do espalhamento do azimuth
L_{σ_φ} -	Distância de correlação do espalhamento do azimuth
$r_{s\tau}$ -	Correlação entre o desvanecimento por sombreamento e logaritmo do espalhamento do atraso
$r_{s\varphi}$ -	Correlação entre o desvanecimento por sombreamento e logaritmo do espalhamento do azimuth
$r_{\tau\varphi}$ -	Correlação entre o logaritmo do espalhamento do atraso e logaritmo do espalhamento do azimuth
$s_{\theta 1 \max}$ -	Máximo valor do espalhamento de elevação do primeiro agrupamento
$s_{\theta 2 \max}$ -	Máximo valor do espalhamento de elevação dos agrupamentos adicionais
m_X -	Razão de potência de polarização média V/H
σ_X -	Desvio-padrão da Razão de potência de polarização V/H
L_X -	Distância de correlação da Razão de potência de polarização V/H
L_K -	Correlação da distância das estatísticas de desvanecimento Rice
P_{LoS} -	Probabilidade de Visada Direta

d_{co} -	Distância de corte
σ_{τ} -	Espalhamento de atraso
σ_{φ} -	Espalhamento de azimute
σ_{θ} -	Espalhamento de elevação
P_{shf} -	Mediana do desvanecimento por sombreamento
$\otimes$ -	produto Hadamard
$\tan^{-1}(\cdot)$ -	Arco-tangente
$\hat{\sigma}$ -	Desvio-padrão estimado
σ_d^2 -	Variância da distância
$\frac{\partial p(f)}{\partial \underline{\theta}}$ -	Derivada condicional de f em relação ao vetor $\underline{\theta}$
p_j -	Potências dos grupos
τ_j -	Atrasos dos grupos
φ_j -	Azimuthes dos grupos
θ_j -	Elevações dos grupos
$\sigma\tau_j$ -	Espalhamentos de atrasos dos grupos
$\sigma\varphi_j$ -	Espalhamentos de azimutes dos grupos
$\sigma\theta_j$ -	Espalhamentos das elevações dos grupos
$h v_j$ -	Amplitudes complexas das componentes de multipercurso, polarização vertical
$h h_j$ -	Amplitudes complexas das componentes de multipercurso, polarização horizontal
$h\tau_j$ -	Atraso absoluto das componentes de multipercurso
$h\varphi_j$ -	Azimuth das componentes de multipercurso
$h\theta_j$ -	Elevação das componentes de multipercurso
$\underline{z}$ -	Vetor de coordenadas e distância ao quadrado

$\underline{\mathbf{h}}$ - Vetor de distâncias ao quadrado

$\underline{\phi}'$ - Vetor de erro

$\mu[\bullet]$ - Valor médio de $[\bullet]$

$\underline{\hat{\mathbf{z}}}'$ - Vetor de coordenadas estimadas

λ - Comprimento de onda

km - Quilômetro

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	22
1.1	OBJETIVO	22
1.2	MOTIVADORES	23
1.3	DESAFIOS NA LOCALIZAÇÃO DA ESTAÇÃO MÓVEL.....	24
1.4	JUSTIFICATIVA	26
1.5	SERVIÇOS BASEADOS NA REDE	28
1.6	CONTRIBUIÇÕES REALIZADAS NA ÁREA DE LOCALIZAÇÃO	29
1.7	RESUMO DOS SISTEMAS DE LOCALIZAÇÃO	34
1.7.1.	<i>Intensidade do sinal</i>	34
1.7.2.	<i>Tempo de Chegada</i>	35
1.7.3.	<i>Diferença de tempo de Chegada</i>	35
1.7.4.	<i>Medida de ângulo de chegada (AoA)</i>	36
1.7.5.	<i>Técnicas Híbridas</i>	36
1.7.5.1	Sistemas GPS assistidos pela rede (A-GPS)	37
1.7.5.2	Técnica híbrida (TDoA+AoA)	37
1.8	VISÃO GERAL DO TRABALHO.....	38
2	REVISÃO DOS PRINCIPAIS MÉTODOS DE LOCALIZAÇÃO.....	40
2.1	INTRODUÇÃO.....	40
2.2	MÉTODOS APLICADOS NO CASO DE VISADA DIRETA (LOS) COM RUÍDO DE MEDIDA GAUSSIANO	40
2.2.1.	<i>Métodos de Estimativa de Localização a partir de ToA's</i>	40
2.2.1.1	Descrição	40
2.2.1.2	Linearização por Séries de Taylor	42
2.2.2.	<i>Métodos de Estimativa de Localização a partir de TDoA's</i>	45
2.2.2.1	Descrição	45
2.2.2.2	Método de Fang.....	46
2.2.2.3	Linearização por Séries de Taylor (TdoA)	48
2.2.2.4	Método de Chan	49
2.2.3.	<i>Localização por Ângulo de Chegada (AoA)</i>	55

2.3	MÉTODOS APLICADOS NO CASO DE AUSÊNCIA DE VISADA DIRETA COM RUÍDO DE MEDIDA GAUSSIANO	56
2.3.1.	<i>Método Wylie e Holtzman</i>	56
2.3.1.1	Reconstrução da componente de visada direta (LoS)	58
2.3.2.	<i>Método de Wang</i>	59
2.3.3.	<i>Método de Jeong</i>	62
2.3.4.	<i>Medidas de avaliação de precisão de um estimador de localização</i>	64
2.3.4.1	Erro quadrático médio	64
2.3.4.2	Probabilidade de Erro Circular-CEP	65
2.3.4.3	Degradação Geométrica da Posição	66
3	MODELO DE CANAL	68
3.1	INTRODUÇÃO.....	68
3.2	VISÃO GERAL DO MODELO	69
3.2.1.	<i>Resposta Impulsiva do Canal Direcional</i>	69
3.2.2.	<i>Agrupamentos (clusters)</i>	69
3.2.3.	<i>Variações em pequena e larga escala</i>	69
3.2.4.	<i>Descrição do fluxo de simulação do canal</i>	70
3.2.5.	<i>Descrição detalhada do modelo</i>	71
3.2.5.1	Parâmetros externos	71
3.2.5.2	Parâmetros específicos do cenário.....	71
3.2.5.3	Número de Agrupamentos.....	74
3.2.5.4	Posições dos agrupamentos.....	75
3.2.5.5	Componente em visada direta	75
3.2.5.6	Agrupamento e potência da visada direta	76
3.2.5.7	Espalhamento do agrupamento e desvanecimento por sombreamento 77	
3.2.5.8	Estatística de Desvanecimento rápido.....	78
3.2.5.9	Componentes de Multipercurso	78
3.3	UTILIZAÇÃO DO MODELO COST 259.....	79
3.3.1.	<i>Calibração</i>	81

4	NOVO MÉTODO PROPOSTO DE LOCALIZAÇÃO.....	85
4.1	INTRODUÇÃO.....	85
4.2	ALGORITMO PROPOSTO.....	85
4.3	FILTRAGEM DE KALMAN.....	90
4.3.1.	<i>Algoritmo proposto com filtragem de Kalman</i>	<i>91</i>
5	SIMULAÇÕES E RESULTADOS	93
5.1	INTRODUÇÃO.....	93
5.1.1.	<i>Primeiro Cenário</i>	<i>94</i>
5.1.2.	<i>Segundo Cenário</i>	<i>105</i>
5.1.3.	<i>Terceiro Cenário</i>	<i>112</i>
6	CONCLUSÃO	117
	REFERÊNCIAS.....	119
	APÊNDICE.....	125
	TEORIA DO FILTRO DE KALMAN.....	125
	<i>Equacionamento</i>	<i>125</i>
	<i>Estimador Linear</i>	<i>126</i>
	<i>Estimador Não Enviesado.....</i>	<i>126</i>
	<i>Estimador de variância mínima</i>	<i>127</i>
	<i>Covariância do erro de Predição.....</i>	<i>128</i>

1 INTRODUÇÃO

1.1 Objetivo

O objetivo desta pesquisa é avaliar através de simulações o desempenho de novas técnicas de localização em sistema móvel celular principalmente em ambientes hostis, tais como os tipicamente urbanos. Os códigos pseudo-aleatórios em sistemas CDMA facilitam a alta resolução na estimativa de tempos e diferença de tempos de chegada (ToA e TDoA). Contudo, o canal de rádio móvel, a disposição das estações bases e a operação do sistema celular levam a limitações na precisão do sistema de localização. A propagação do sinal em multipercursos, com ausência de visada direta e sombreamento devido às estruturas, tanto as feitas pelo homem como as naturais, degradam a qualidade do sinal e introduzem atrasos na sua propagação.

Para que a implementação de um sistema de localização se efetue em um meio de comunicações móveis, é necessário, em primeiro lugar, saber quais são as metas de projeto que devem ser atingidas para satisfazer à regulamentação existente e às aplicações pretendidas pelas operadoras. Além disso, para a elaboração destas metas devem ser consideradas também as peculiaridades dos sistemas de comunicações móveis (canal de propagação hostil, diversidade de tecnologias, etc.).

Mais especificamente, os objetivos deste trabalho são compostos dos seguintes itens:

- Estudo de métodos de localização conhecidos, principalmente aqueles que visam diminuir os efeitos da ausência de visada direta (NLoS).
- Proposição de um novo algoritmo de localização que, para melhorar sua precisão, utiliza na sua formulação a relação entre o espalhamento de atraso e atraso excessivo médio como método de diminuição do erro de estimativa de localização.
- Aplicação da filtragem de Kalman como método de rastreamento e diminuição da variância na estimativa.

- Utilização de um canal mais realístico baseado no modelo do COST 259 para simulação dos meios de propagação em sistemas celulares.

1.2 Motivadores

Em sistemas sem fio, a necessidade de localização da estação móvel foi motivada pelos serviços de emergência E911 regulamentada pela *Federal Communications Commission* (FCC) em [1]. Este serviço foi considerado necessário devido ao grande número de chamadas emergenciais feitas de telefones móveis pelos usuários reportando acidentes em locais não conhecidos. Quando se trata de vidas humanas, os minutos são preciosos em serviços emergenciais. As exigências de precisão e frequência da estimativa de localização foram inicialmente fixadas dentro de 100m para 67% dos usuários e dentro de 300m para 95% dos usuários, entretanto, foram subsequentemente reduzidas para dentro de 50m e 150 m para os respectivos percentuais em soluções baseadas no terminal móvel.

A aplicação do sistema de localização não abrange somente as chamadas emergenciais, mas também uma grande gama de serviços relacionados com o mercado de entretenimento, gerenciamento de frota, comércio, segurança e aplicações sistêmicas. Em todos os casos, a maximização da precisão na localização e disponibilidade são as exigências predominantes.

Não há dúvida dos numerosos benefícios disponíveis nos serviços de localização, contudo, há muito debate sobre as leis de privacidade e sensibilidade de tais informações. Por esta razão, soluções baseadas no terminal podem ser favorecidas por muitos, pois ela dá ao usuário o absoluto controle sobre sua informação de localização (com exceção da E911).

Há ainda complicações adicionais que devem ser contempladas. Por exemplo, se o provedor da rede possui propriedade legal sobre a informação de localização e se pode vendê-la a terceiros. Tais transações teriam que ser autorizadas pelo usuário de maneira análoga às transações monetárias feitas pela Internet.

1.3 Desafios na Localização da estação móvel

Os regulamentos para localização móvel, estabelecidos pelo FCC, determinam que a precisão de localização para fase II seja de 100m (50m) em 67% do tempo e 300m (150m) em 95% do tempo para sistemas de localização baseados na rede (no terminal) [1]. Os métodos principais de localização do terminal móvel previstos são por intensidade de sinal, ângulo de chegada (AoA), tempo de chegada (ToA) e diferença de tempo de chegada (TDoA). Infelizmente, seja qual for o método utilizado, o ambiente adverso de propagação impõe grandes obstáculos para a determinação precisa dos parâmetros envolvidos, mesmo utilizando múltiplas estações bases, resultando em grandes erros na estimativa de localização do móvel. Esse problema não é tão complicado, quando os receptores estão distribuídos ao longo de uma linha reta, onde muitos processos ótimos foram desenvolvidos por Carter [2], Han e Tretter [3, 4]. Quando os receptores estão distribuídos arbitrariamente, contudo, a estimativa é mais complexa. Em ambientes urbanos típicos e adversos, na maior parte das vezes, não há visada direta entre o móvel e a estação base. Devido a reflexões e difrações do sinal, as ondas de propagação podem percorrer distâncias adicionais na ordem de centenas de metros devido aos multipercursos e a onda direta é bloqueada [5]. Este fenômeno, denominado erro de ausência de visada direta (NLoS), leva a uma estimativa enviesada da localização do móvel e transforma a localização em um problema muito mais complexo. Este problema é considerado o mais crítico no processo de localização [5], [6].

Vários algoritmos foram propostos para tentar resolver este problema de localização. Chan e Ho [7] propuseram um algoritmo de localização baseado no critério de máxima verossimilhança, que utiliza a diferença de tempo de Chegada (TDoA) e que trabalha em dois passos, sendo muito preciso quando se tem visada direta entre terminal e bases e o ruído adicionado é de natureza gaussiana. Ao considerar o problema de ausência de visada direta, Wang [8] propôs um algoritmo que utiliza programação matemática para se obter a estimativa de máxima verossimilhança da posição da fonte em domínio restrito definido pelas desigualdades induzidas pela propagação na ausência de visada direta (NLoS). Em vários ambientes de propagação, foram

observados que o espalhamento do atraso aumenta quando não há visada direta e, portanto, este fato foi usado para melhorar a estimativa de localização. Dados reais apresentados pela Motorola e Ericsson através de Jeong [9] mostraram que τ_m (atraso em excesso) é essencialmente correlacionado com τ_{RMS} (espalhamento do atraso) do canal de propagação.

As propostas de estimadores recentes incorporam direção, intensidade de sinal ou medidas de tempo ou uma combinação dessas três medidas, de ou para várias estações bases vizinhas, para solucionar a função de localização via triangularização. Seja qual for o método utilizado, fica claro que a interface aérea na comunicação móvel não provê um ambiente ideal para fazer tais medidas. O principal problema é o da ausência de visada direta. Nesta condição, a comunicação é estabelecida via multipercursos. Contudo, estes multipercursos terão diferentes trajetórias e diferentes distâncias percorridas em relação à da visada direta, acarretando erros na estimativa de localização final. Esses erros são freqüentemente enviesados e suficientemente grandes de modo a degradar a precisão final. Para redes futuras de banda-larga, tal como UMTS, o principal foco da pesquisa tem sido voltado para as medições no tempo, uma vez que sua resolução está na faixa de 20m. No sistema UMTS, o padrão de estimativa da localização é por diferença de tempo de chegada. Medidas temporais de sinais vindos das estações bases vizinhas são realizadas pelo terminal móvel. Admitindo-se uma alta relação sinal-ruído e com a resolução temporal disponível, os erros dominantes são os da ausência de visada direta em detrimento das medidas. O ambiente de propagação na freqüência do UMTS (1,92GHz) é muito mais refletivo do que na freqüência do GSM (900MHz), sugerindo que os erros NLoS no sistema UMTS são piores do que no GSM [10]. Várias linhas de pesquisa foram propostas para diminuir estes erros. Muitos desses métodos necessitam, a priori, do conhecimento estatístico das condições NLoS, e o desempenho do algoritmo está diretamente relacionado à precisão deste conhecimento.

Um problema adicional é a falta de dados em sistemas que necessitam de medidas de várias estações bases. Isto é chamado problema de audibilidade e é especialmente problemático em sistemas CDMA e WCDMA, nos quais os canais alocados são

diferenciados por códigos ortogonais, e todas as estações bases transmitem na mesma frequência de portadora. Nestes sistemas, a audibilidade é prejudicada pelo rígido controle de potência empregado para combater o efeito “perto-longe”. Se por um lado este controle evita que a interferência co-canal prejudique a comunicação base-terminal, por outro, ele dificulta a comunicação entre o terminal e outras bases, exceto com a base de serviço. Este problema é seriamente considerado pelas operadoras para a implementação dos sistemas de localização [10].

1.4 Justificativa

Em sistemas celulares a necessidade de uma localização precisa de uma estação móvel foi determinada pela FCC. Esta comissão é responsável pela regulamentação das telecomunicações nos Estados Unidos e publicou uma série de regras, relativas à localização de usuários de serviços de emergência em terminais de comunicação móvel. Prevista para entrar em vigor a partir de Outubro de 2001, a regulamentação exigia que qualquer operadora de sistemas celulares móveis deveria ser capaz de localizar o usuário e prover esta informação para os serviços de emergência E911. A regulamentação E911 (*Wireless Enhanced 911*) como foi definida, passou a exigir um esforço conjunto entre agência de segurança pública, operadoras, empresas de tecnologia e fabricantes de equipamentos para comunicações sem fio.

O fato que justificou a adoção da E911, na época, foi que um número considerável de chamadas de emergência era originado de terminais móveis (aproximadamente 40% das chamadas de emergência nos Estados Unidos, resultando em um total de dois milhões de chamadas em 1996). A informação de posição para as chamadas de emergência sem fio permitiria rápida resposta em situações nas quais os usuários dos terminais poderiam estar desorientados ou incapacitados de falar ao telefone.

Originalmente, a FCC determinou que a localização devesse ser viabilizada por tecnologias baseadas somente na rede (*network based*), não exigindo modificação de hardware ou software dos terminais já em uso. Além disso, para a implementação do

programa, foram previstas as seguintes fases progressivas de cobertura e precisão da informação:

- FASE I

As operadoras deveriam reportar a posição ALI (*Automatic Location Identification*) e o número do telefone ANI (*Automatic Number Identification*) (possibilitando o retorno da ligação em caso de queda da comunicação) com uma precisão da ordem da dimensão de uma célula. O prazo estabelecido para cumprir esta fase seria de 18 meses a partir de 1.o de Outubro de 1996, ou seja, 1.o de Abril de 1998.

- FASE II

Os requisitos relativos à fase II foram estabelecidos após consenso entre CTIA (*Cellular Telephone Industries Association*) e os principais fornecedores de tecnologia na área de telefonia móvel e localização, refletindo uma estimativa de como estaria o “estado da arte” no ano de 2001. As regras do FCC, contudo, foram sendo revisadas com o passar dos anos. A principal mudança refere-se à inclusão de tecnologias que necessitam modificação dos atuais terminais (*hand-set based*).

As exigências para a fase II do E911 são, em suma, as seguintes:

a) Tecnologias baseadas no terminal (*hand-set based*)

- 100% dos terminais novos ativados deveriam ser capazes de serem localizados.
- O sistema deve atingir um grau de penetração de 95% entre os assinantes de terminais capazes de serem localizados.
- A precisão deve ser de 50 m para 67% das chamadas e 150 m para 95% das chamadas.

b) Tecnologias baseadas na rede (*network-based*)

- 100% da área de cobertura ou população devem ser atingidas.

- A precisão deve ser de 100m para 67% das chamadas e 300m para 95% das chamadas.

1.5 Serviços baseados na rede

Este serviço baseia-se na obtenção da localização real dos usuários para uma determinada operadora celular. Tal serviço possibilitará a oferta de uma gama de serviços personalizados para a região de localização de usuário. Os serviços baseados na localização podem ser divididos nas seguintes categorias:

- Serviços associados à informação - A maioria das pessoas já está familiarizada em acessar a Internet através do telefone celular. Utilizando este acesso e um *site* de pesquisa é possível obter informações sobre lazer, comércio ou mesmo serviços oferecidos na cidade, ou até mesmo, na região onde o usuário se encontra. Com a possibilidade da obtenção da localização do usuário, porém, a operadora poderá oferecer informações bem mais específicas diretamente para a estação móvel, configurada de acordo com o perfil do usuário. Este perfil, por exemplo, pode ser inicialmente informado no ato da compra do aparelho, ou mesmo atualizado pelo usuário via on-line. Questões do tipo: Qual o banco, restaurante, correio, etc mais próximos? Poderão ser facilmente respondidas, dependendo obviamente do banco de dados disponibilizado pela operadora.
- Serviços associados à tarifação - A capacidade de ter uma tarifação personalizada é fornecida neste tipo de aplicação. Por meio dela os usuários podem estabelecer zonas de cobertura pessoais, tais como a rua ou o quarteirão de sua residência e o seu local de trabalho. Dependendo do planejamento da operadora celular, o usuário pode, por exemplo, usufruir uma taxa fixa nas ligações realizadas nas áreas escolhidas, enquanto que, em outras áreas, taxas diferenciadas de cobrança. Este tipo de aplicação pode ser especialmente útil, quando utilizado com terminais móveis em sistema pré-pago.
- Serviços de emergência - Chamadas efetivadas para centrais de emergência, como, por exemplo, o serviço E911 nos Estados Unidos, é classificado como LBS (*Location based Service*).

- Serviços associados a rastreamento – Esta é a classe que possui a maior variedade de serviços do chamado “*mobile commerce*”. O rastreamento, normalmente vinculado às frotas de veículos das grandes empresas distribuidoras intermunicipais ou interestaduais, será uma das grandes classes de serviços LBS, pois possibilita fornecer ao usuário informações específicas com relação ao trajeto, ou mesmo do destino que este deseja chegar.

Para tal, o mercado de serviços baseados na localização irá gerar receitas para diferentes setores, a saber:

- Operadoras;
- Portais da Internet;
- Fabricantes de dispositivos móveis;
- Fornecedores de equipamentos de localização;
- Provedores de aplicações baseadas em localização.

O grande mercado para o provimento destes serviços está localizado, principalmente, na Europa e no Japão, onde há uma grande expectativa para o lançamento desses novos serviços.

1.6 Contribuições realizadas na área de localização

Contribuições nesta área datam da década de 70 e 80, como os trabalhos de Carter [2], Hahn e Tretter [3], [4] que com a intenção de se localizar uma fonte de sinal ruidosa distante, ou, reciprocamente, calibrar uma rede de antenas de recepção, estimaram os atrasos gerados pela propagação do sinal através da rede, mesmo na presença de ruído. A matriz de Fisher, da qual se obtém o limite de Cramer Rao da estimativa do vetor de atrasos, foi derivada e usada para mostrar que a utilização de formadores de feixe adequadamente filtrados, ou sistemas adequadamente filtrados com correladores multiplicadores, podem ser usados para fornecer eficientes estimativas dos atrasos.

Foy [11] e Torrieri [12] propuseram a utilização de um método de localização, o qual consiste na linearização da equação de posição, expandindo-a em série de Taylor em torno de um valor inicial para estimar a posição do móvel. Trata-se de um método iterativo, cuja precisão depende do valor inicial. Torrieri, indo mais além, utilizou este método em sistemas de localização hiperbólicos e sistemas de localização via ângulos de chegada.

Smith e Abel [13] apresentaram uma forma fechada de mínimos quadrados do método de máxima verossimilhança de medidas de diferença de tempo de chegada (TDoA). A fórmula de localização foi derivada da minimização do método de mínimos quadrados.

Na década de 90, Chan e Ho [7] propuseram uma técnica eficiente de localização de uma fonte baseada na intersecção de hipérboles, definida pela diferença de tempos de chegada recebidos em um determinado número de sensores. O método é não iterativo e fornece uma solução explícita. Ele é uma realização aproximada do estimador de máxima verossimilhança e, segundo este trabalho, seu desempenho se aproxima do limite inferior de “*Cramer-Rao*” para uma região de pequenos erros.

Para o sistema GSM, Silventoinen e Rantalainen [5], estudaram a viabilidade da localização emergencial da estação móvel num sistema GSM (*Global System for Mobile Communication*) para cada uma das três fases da regulamentação E911 do FCC. Os resultados são relevantes para os sistemas DCS1800 e PCS1900 em GSM.

Drane, Macnaughtan e Scott [14] examinaram a possibilidade de se obter informação de posicionamento, via sinais GSM, baseadas em medidas precisas realizadas em Maio de 1996. As características dos sinais GSM relevantes ao posicionamento foram analisadas, assim como os resultados obtidos. Além disso, outros problemas relativos ao posicionamento via GSM e posicionamento de terminais móveis, em geral, foram cobertos.

Com relação ao principal problema de localização, que é a ausência de visada direta, muitos artigos foram publicados. Wylie e Holtzman [15] consideraram o problema de rastrear estações móveis, utilizando medidas de distâncias a várias estações bases, sem o conhecimento, a priori, de quais dessas estações (se houver) possuem visada direta. As duas contribuições chaves deste artigo foram: (1) mostrar que é possível

discriminar entre medidas com visada direta (LoS) e sem visada direta (NLoS) para cada estação base, utilizando o histórico temporal de suas medidas de distância; (2) mostrar que é possível corrigir o erro de medidas de distância sem visada direta, explorando, a priori, o conhecimento das características estatísticas dos erros de medidas do sistema.

Wang e O'Dea [8] apresentaram um algoritmo eficiente, considerando a propagação sem visada direta (NLoS). No algoritmo proposto, a programação matemática foi usada para encontrar a estimativa de máxima verossimilhança da posição da fonte em domínio restrito definido pelas desigualdades induzidas, devido a este tipo de propagação.

Jeong, You e Lee [9] apresentaram um novo método para calibrar os erros de ausência de visada direta, utilizando a relação entre o atraso excessivo médio e o espalhamento do atraso medido em uma estação móvel. Simulações em computador mostraram que a técnica de calibração proposta reduz o erro de posicionamento causado por este tipo de problema.

Kim, Lee, Jee e Kim [16] desenvolveram um novo estimador de localização, que estima diretamente, e compensa, os erros inevitáveis introduzidos pela ausência de visada direta (NLoS), normalmente contidos nas medidas de atraso.

Cong e Zhuang [17] investigaram a identificação de propagação com ausência de visada direta (NLoS), e sua correção através de medidas de diferença do tempo de chegada (TDoA), em sistemas de localização celular móvel. Baseado no resíduo de diferença de tempo de chegada, foi proposto um algoritmo de identificação da ausência de visada direta. Diferentes escolhas de localização da referência para o cálculo dos resíduos foram comparadas via simulações. Para corrigir os erros da ausência de visada direta (NLoS) com certa distribuição, foi proposto um estimador de máxima verossimilhança (ML) para sistemas de localização que utilizam diferença de tempo de chegada (TDoA). Os resultados das simulações demonstraram que o algoritmo de correção de NLoS possui um desempenho melhor que medidas realizadas em visada direta (LoS), quando o número de estações bases disponíveis é pequeno, e/ou as estações bases possuem uma disposição geométrica indesejável.

Venkatraman, Caffery e You [18] apresentaram um algoritmo que utiliza os dados disponíveis, que são as distâncias e o layout das estações bases, em conjunto com a geometria da célula, para ajustar as medidas de distâncias próximas a seus valores verdadeiros de visada direta (LoS). Os ajustes de distância são obtidos pelo escalonamento das distâncias sem visada direta (NLoS), usando fatores de escala que são estimados através da solução de um problema de otimização não-linear restrito.

Xiong [19] estudou o desempenho da medida de AoA em um ambiente celular. Deu-se atenção especial ao problema de ausência de visada direta, que é uma fonte significativa de erros na estimativa da posição. Foi proposto um modelo para se identificar e reduzir os erros de ausência de visada direta com a coordenação de muitas estações bases. Pelo método da máxima verossimilhança, a posição da estação móvel é determinada. Com esta posição conhecida, determinam-se os erros angulares para cada estação base; colocam-se em ordem os valores absolutos dos erros angulares e calcula-se a raiz média quadrática (*RMS*) da lista de valores. Retiram-se, então, as estações bases, cujos valores de erros angulares são bem maiores que o valor *RMS*. Com as estações restantes, calcula-se a posição de máxima verossimilhança novamente.

Forcellini e Trintinalia [20] estabeleceram um novo método de estimativa de localização, utilizando a relação existente entre o atraso de excesso médio e o espalhamento de atraso em um canal de propagação de um sistema celular, baseado no modelo do COST 259. Uma vez estimado o espalhamento do atraso, este valor é utilizado para corrigir as distâncias na equação de localização usando o método da máxima verossimilhança. O erro de localização é minimizado, se a estatística dos erros introduzidos pela ausência de visada direta (NLoS) e ruído de medida for conhecida. Comparado com outros métodos, o algoritmo proposto apresenta excelente precisão.

Métodos baseados na intensidade de sinal foram propostos por Song [21], Hellebrandt e Mathar [22], [23] os quais apresentaram um método de rastreamento do terminal móvel, através da monitoração dos dados de intensidade de campo das estações bases em tempos sucessivos. Tais dados estão disponíveis em sistemas GSM a cada 0,48s e

também em sistemas CDMA no controle de transmissão. Filtros de Kalman foram usados na predição das sucessivas posições.

Caffery, Stüber [6], [24], [25], Krizman, Biedka, Rappaport [26] e Zagami, Parl, Busgang [27] apresentaram uma visão geral das estratégias básicas de localização em RF disponíveis, para serem aplicadas pelas operadoras de sistema celular. Foram investigados os métodos de tempo de chegada e ângulo de chegada. As medidas de tempo de chegada foram realizadas na malha de rastreamento do código e as de ângulo de chegada foram feitas através de uma rede de antenas na estação base.

Sistemas híbridos, onde são combinadas medidas de diferença de tempo de chegada com ângulo de chegada, foram propostos, tal como no trabalho realizado por Cong e Zhuang [28], onde eles propuseram um esquema de localização para o sistema celular com tecnologia WCDMA. No intuito de se obter alta precisão na localização com um receptor de baixo custo, o esquema de localização combina as medidas de diferença de tempo de chegada dos sinais de piloto do enlace direto, com o ângulo de chegada medido através do sinal de piloto do enlace reverso. A alta taxa de chip do sistema WCDMA contribui para o aumento da precisão das medidas de TDoA, e o uso de antenas inteligentes na estação base provê uma medida precisa do ângulo de chegada dos sinais. Um estimador de localização de mínimos quadrados em dois passos foi desenvolvido, baseado na linearização da equação de ângulo de chegada.

Em trabalhos recentes partiu-se para utilização da filtragem de Kalman, como um meio de se obter melhores estimativas na localização de usuários. Num excelente tutorial de Stansfield [29] foi feita uma introdução aos filtros de Kalman, focando o que eles são e o que eles podem fazer. Um esforço foi feito para manter a discussão da forma mais simples possível e, ao mesmo tempo, suficientemente rigorosa para revelar as muitas relações matemáticas interessantes entre as quantidades computadas. Uma aplicação comum para os filtros de Kalman é o rastreamento de objetos no espaço. Se os erros de medidas puderem ser considerados independentes, normalmente distribuídos, e se o comportamento do objeto móvel é conhecido a priori, então o filtro de Kalman fornece uma estimativa do valor mínimo do erro quadrático médio da posição e também da velocidade.

Há muitos trabalhos que utilizam a filtragem de Kalman no equacionamento de TDoA ou ToA, em conjunto com o equacionamento da estimativa de ângulo de chegada. Le, Ahmed e Tsuji [30], por exemplo, propuseram uma técnica simples, porém robusta de suavização e abrandamento do efeito da ausência de visada direta nas medidas de tempo de chegada, por meio da filtragem de Kalman. Nessa técnica, as medidas de ToA, assim corrigidas, são utilizadas no equacionamento TDoA (diferença de tempo de chegada), o qual fornece a estimativa de localização. Um estágio de rastreamento adicional com filtro de Kalman é usado para melhorar a precisão.

Também, Thomaz, Cruickshank e Laurenson [31], [10] propuseram uma melhoria na estimativa de localização, utilizando uma arquitetura híbrida com medidas de TDoA e AoA. Nessa arquitetura, os sinais são filtrados através de filtros de Kalman e os erros da ausência de visada direta são compensados pelo aumento da matriz de covariância do vetor de medida de ruído.

Os mesmos autores apresentaram em [32], [10] uma arquitetura de um estimador de localização robusto para um sistema de diferença de tempo de chegada (TDoA), que minimiza os erros devidos à ausência de visada direta e multipercursos, utilizando-se de um filtro de Kalman com viés para as estimativas de tempo de chegada (ToA). Além disso, um alto grau de precisão foi obtido, através de uma filtragem de Kalman para estimativas de localização. Foram realizadas simulações em sistemas UMTS, obtendo-se uma precisão de 50m em 67% dos ambientes.

Finalmente, um excelente tutorial na área de localização foi apresentado por Guimarães e Grivet [33], onde há uma visão geral sobre radiolocalização de terminais móveis, descrevendo e comparando os diferentes métodos utilizados.

1.7 Resumo dos Sistemas de localização

1.7.1. Intensidade do sinal

A intensidade do sinal recebido varia com a distância entre as estações base e terminal, de forma que a medida deste parâmetro pode ser convertida em distância [22], [10],

[34]. Medidas de três distâncias do móvel às estações bases permitem a estimativa de sua posição. A atenuação pelo meio de propagação pode variar entre 20 a 60 dB por década. Para modelar estas variações, são introduzidos modelos de sombreamento, os quais possuem uma distribuição lognormal em torno de uma atenuação média do caminho, com um desvio-padrão de 8 a 12 dB. Numa escala menor, desvanecimentos rápidos ocorrem na intensidade do sinal, os quais apresentam uma função densidade de probabilidade Rayleigh. Estas flutuações podem apresentar variações de até 30 dB, quando o móvel se desloca numa fração de comprimento de onda, segundo Fujimoto e James [35]. Uma média do sinal em longo prazo é necessária para remover o efeito do desvanecimento Rayleigh. Quanto ao desvanecimento por sombreamento, infelizmente, não é possível tomar-se uma média, pois esta teria que ser tomada sobre grandes distâncias nas quais os valores verdadeiros apresentarão grandes variações.

1.7.2. Tempo de Chegada

Com a utilização da alta taxa de bits em comunicação digital, medidas temporais podem ser usadas para localizar a estação móvel. Se o tempo de transmissão do sinal é conhecido, então o tempo de recepção (com referência ao tempo de transmissão), τ_i , pode ser usado para calcular uma distância como $d_i = c\tau_i$ onde c é a velocidade da luz. Três medidas fornecem uma estimativa de localização única. As medidas de ToA's exigem o perfeito sincronismo entre o transmissor e receptor o que não é o caso de redes móveis. Portanto, o método geralmente utilizado é o cálculo do tempo completo de transmissão do sinal e seu retorno. O valor de ToA é simplesmente metade deste tempo.

1.7.3. Diferença de tempo de Chegada

Esta técnica baseia-se em medidas da diferença de tempo de chegada de um determinado sinal, recebido em diferentes estações rádio-base. Desta forma, a técnica TDoA tem a vantagem de não ter a necessidade de conhecer o instante exato em que a estação móvel respondeu à solicitação enviada pela estação rádio-base. Se duas

estações bases enviarem, num mesmo instante de tempo, uma solicitação à estação móvel, as duas versões dos sinais recebidos serão correlacionadas, a fim de estimar a diferença de tempo de chegada entre as duas estações bases. Esta diferença de tempo entre as duas estações bases projeta uma hipérbole, que tem como foco elas próprias. Colhendo medidas similares de outra estação base, outra hipérbole é definida, e a intersecção das hipérbolas resulta na localização estimada da estação móvel. A vantagem desta técnica é que todo processamento para a localização dá-se em termos de infra-estrutura da estação base. Outras vantagens são: o baixo custo, a não necessidade de uma referência de tempo absoluto e a capacidade de atuar com as atuais antenas. Na prática, como exemplos de soluções utilizando este método podem-se citar: o E-OTD (*Enhanced Observed Time Difference*) utilizado no sistema GSM e o O-TDoA (*Observed Time-Difference-of-Arrival*) utilizado no sistema WCDMA.

1.7.4. Medida de ângulo de chegada (AoA)

Este método faz uso de um conjunto de receptores e de um arranjo de antenas nas estações bases, para estimar a direção de chegada do sinal de interesse. A localização provável do móvel pode ser determinada pela intersecção de duas ou mais linhas, se duas ou mais estimativas AoA são exigidas para estimar a posição de uma estação móvel. A estimativa de AoA's é efetuada com o uso de algoritmos que exploram diferenças de fase, ou outras características de sinais entre elementos de antena da estação base com pequenos espaçamentos entre si. Embora o princípio básico do método AoA pareça muito simples, o método possui algumas desvantagens. Para medições mais precisas, é importante que a estação móvel e a estação base em conexão estejam em total visibilidade, fato este pouco provável numa rede celular urbana.

1.7.5. Técnicas Híbridas

Combinações de técnicas previamente descritas são possíveis e podem ser mais robustas aos ruídos de medidas. Entretanto, devem ser tomadas certas precauções

para que erros provenientes de um dos métodos não alterem a precisão da localização [36].

1.7.5.1 Sistemas GPS assistidos pela rede (A-GPS)

Soluções baseadas no terminal fazem uso do *Global Positioning System* (GPS), um sistema mundial de 24 satélites e suas estações terrestres. Pela medição acurada das distâncias a três satélites, o receptor triangulariza sua posição em qualquer lugar da Terra. Soluções baseadas no terminal esbarram em alguns problemas, tais como: tempo de aquisição de sinais e a incapacidade do terminal receber o sinal do satélite, devido a obstruções físicas como prédios, folhagem e topografia.

A solução híbrida composta pela rede mais GPS complementam-se, embora individualmente seja inadequada em prover uma solução comercial para posicionamento. Por exemplo, em áreas suburbanas e rurais poucas estações bases podem “ouvir” o terminal, mas um receptor GPS pode freqüentemente “vê” quatro ou mais satélites. Ao contrário, em áreas densas urbanas e dentro de edifícios, os receptores de GPS não detectam satélites em número suficiente, mas o terminal móvel pode “ver” duas ou mais estações bases.

A idéia básica desta rede é possibilitar a coleta de informações de posição disponibilizadas pelo GPS, de forma mais rápida e precisa para o sistema de localização. Os principais componentes da rede A-GPS (*Assisted GPS*) são o terminal móvel com receptor GPS, um servidor A-GPS com receptor (referência) de GPS, que deve “enxergar” os mesmos satélites que o terminal e a infra-estrutura da rede sem fio, isto é, estações bases e MSC's (*Mobile Switching Center*). A Qualcomm desenvolveu esta solução para redes CDMA, chamada GPS-One.

1.7.5.2 Técnica híbrida (TDoA+AoA)

É possível combinar as técnicas TDoA e AoA em sistemas híbridos. Por exemplo, o sistema de localização desenvolvido pela E-Systems para o sistema celular aplicado a localização e rastreamento IVHS (Sistema CAPITAL) utiliza esta técnica [37], [38].

O sistema CAPITAL localiza o terminal móvel pela monitoração nas estações bases do enlace reverso do canal de voz transmitido pelo usuário móvel. Múltiplas estações bases recebem o sinal, e a posição do móvel é determinada pela combinação das estimativas de AoA de cada estação base e estimativas de TDoA entre as múltiplas estações. As estimativas de AoA são realizadas através de um arranjo de antenas, e os tempos de chegada dos sinais são medidos em cada estação base e subtraídos de um tempo de referência (GPS), obtendo-se assim, os TDoAs.

O sistema híbrido é provavelmente o mais preciso e confiável tipo de localização celular que pode ser usado.

1.8 Visão Geral do trabalho

O capítulo 2 contém uma revisão dos principais métodos determinísticos e estatísticos utilizados para localização tanto em ambientes com visada, como aqueles sem visada direta em sistemas celulares.

No capítulo 3 é apresentado o modelo de canal utilizado nas simulações do meio de propagação, baseado no relatório do COST 259 [55], o qual é apropriado para avaliação do desempenho real dos novos algoritmos propostos no capítulo 4.

No capítulo 4 é apresentado um novo método de localização, utilizando-se da informação da relação entre o espalhamento de atraso e atraso médio excessivo no canal de propagação celular. Esta relação é comprovada, verificando-a estatisticamente, através de simulações com o modelo de canal COST 259, tanto em ambientes rurais como urbanos. Adicionalmente, no caso de usuários em movimento, um filtro de Kalman é incorporado ao novo algoritmo proposto de modo a diminuir a variância do erro final de localização.

No capítulo 5 são apresentadas as simulações em diversos tipos de ambientes urbanos e rurais, com e sem visada direta. Num primeiro cenário o canal é ideal, mas a ele é adicionado um ruído de estatística conhecida. As bases são fixas e a posição do móvel

sorteada, mas durante as medidas permanece em posição fixa. Num segundo cenário, as bases são fixas e o móvel tem a sua posição sorteada, mas elas continuam fixas durante o processo de localização. O canal de propagação utilizado é baseado no modelo COST 259. Num terceiro cenário, mantendo-se o canal de propagação baseado no COST 259, o móvel é colocado em movimento e, adicionalmente ao algoritmo proposto, é realizada uma filtragem de Kalman para melhorar a estimativa de localização final.

O capítulo 6 contém as análises conclusivas do estudo, assim como as sugestões para trabalhos futuros a serem desenvolvidos.

Parte do conteúdo de caráter original deste trabalho foi publicada em artigos referentes a Conferências de âmbito nacional e estrangeira, a saber:

- Conferência Nacional SBRT 2005, “Novo Método de Localização em Sistema Celular” [39].
- Conferência Internacional ICNSC_2005, “*Location Estimation Using Relationship between Delay Spread and Mean Excess Delay*” [20].

Nestes artigos estabeleceu-se um novo método de estimativa de localização, usando a relação existente entre o atraso de excesso médio e o atraso de espalhamento em um canal de propagação de um sistema celular. Este fator de proporcionalidade foi utilizado para corrigir as distâncias estimadas na equação de localização, usando o método de máxima verossimilhança. Uma vez conhecida a estatística dos erros introduzidos pela ausência de visada direta (NLoS) e ruído de medida, o erro de localização é minimizado. Comparado com outros métodos, o algoritmo proposto apresenta excelente precisão. Adicionalmente, para simulação do móvel em movimento, o artigo do SBRT 2005 propõe a utilização da filtragem de Kalman como meio de se estimar a distância entre a i -ésima base e o móvel, assim como a sua localização final.

No tocante à utilização de um canal de propagação mais realístico, utilizou-se o modelamento proposto pelo COST 259 nas simulações, cujos resultados estão sendo submetidos a uma revista internacional.

2 REVISÃO DOS PRINCIPAIS MÉTODOS DE LOCALIZAÇÃO

2.1 Introdução

Existem algoritmos desenvolvidos para a situação em que ocorre visada direta entre as estações e a unidade móvel. Nesse caso, o fator de degradação é devido apenas ao ruído de medida (normalmente de comportamento gaussiano). Essa classe pode ser dividida em métodos temporais (Série de Taylor [11], [12], método de Fang [40], Chan [7]) e métodos espaciais baseados em medidas de ângulos de chegada (Tabela 2.1). Há também algoritmos desenvolvidos para o caso de ausência de visada direta (NLoS), tais como os Métodos de Wylie e Holtzman [15], Wang [8] e Jeong [9]. Neste capítulo são apresentados estes métodos de forma detalhada, de modo a dar suporte teórico no desenvolvimento de novas soluções.

CONDIÇÃO	Nome do Método
LoS (Com Visada Direta)	Série de Taylor (TDoA, ToA)
	Fang (TDoA)
	Chan (TDoA)
	Ângulo de Chegada (AoA)
NLoS (Ausência de Visada Direta)	Wylie e Holtzman (ToA)
	Wang (ToA)
	Jeong (TDoA)

Tabela 2.1 - Métodos Conhecidos de Localização.

2.2 Métodos aplicados no caso de Visada Direta (LoS) com ruído de medida gaussiano

2.2.1. Métodos de Estimativa de Localização a partir de ToA's

2.2.1.1 Descrição

Na técnica de localização por meio de tempos de chegada (ToA), a distância entre a estação base e terminal é obtida através da determinação do tempo de propagação do sinal entre as mesmas, e multiplicando-se o resultado pela velocidade da luz (c). Em termos geométricos, tem-se uma circunferência que passa pelo terminal e com o centro na base. Com três ou mais medidas de ToA, determina-se a posição do terminal, conforme Figura 2.1.

Figura 2.1 - Intersecção de circunferências originadas de três medidas de tempos de chegada (ToA's).

Admita-se que t_i é o tempo de propagação do sinal em visada direta entre a estação base e terminal, logo, tem-se:

$$t_i = \frac{d_i}{c} + n_i \quad \text{Eq. 2.1}$$

onde d_i representa a distância entre base e terminal e n_i é o ruído de medida. A distância d_i tem relação não-linear com as coordenadas (x, y) do terminal:

$$d_i = \|\underline{\mathbf{x}} - \underline{\mathbf{s}}_i\| = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} \quad \text{Eq. 2.2}$$

onde $\underline{\mathbf{x}} = [x \ y]^T$ representa as coordenadas do terminal, $\underline{\mathbf{s}}_i = [x_i \ y_i]^T$ contém as coordenadas da i -ésima base e $\|\cdot\|$ representa a distância euclidiana. Com três medidas de ToA as coordenadas do terminal podem ser analiticamente determinadas, ou seja:

$$x = \frac{C_2(y_2 - y_1) - C_1(y_3 - y_2)}{[(x_3 - x_2)(y_2 - y_1) - (y_3 - y_2)(x_2 - x_1)]} \quad \text{Eq. 2.3}$$

$$y = \frac{C_2(x_2 - x_1) - C_1(x_3 - x_2)}{[(y_3 - y_2)(x_2 - x_1) - (x_3 - x_2)(y_2 - y_1)]}$$

onde:

$$C_1 = \frac{1}{2}(x_2^2 - x_1^2 + d_1^2 - d_2^2 + y_2^2 - y_1^2) \quad \text{Eq. 2.4}$$

$$C_2 = \frac{1}{2}(x_3^2 - x_2^2 + d_2^2 - d_3^2 + y_3^2 - y_2^2)$$

A solução para $\underline{x}$ dada por (2.3) não necessita que as três circunferências se interceptem em um único ponto. Na realidade, esta solução é resultado da intersecção de duas retas originadas da intersecção das circunferências duas a duas. A questão é determinar qual par de retas deve ser usada para o cálculo.

Se houver N bases envolvidas na estimativa de $\underline{x}$, tem-se o seguinte sistema não linear de equações:

$$\underline{t} = \frac{1}{c}\underline{d} + \underline{n} \equiv \frac{1}{c}\underline{f}(\underline{x}) + \underline{n} \quad \text{Eq. 2.5}$$

Onde $\underline{t}$, $\underline{d}$ e $\underline{n}$ são vetores-coluna de N componentes e $\underline{f}(\underline{x})$ é uma função vetorial, cuja i -ésima componente é dada pela equação (2.2).

A solução dada pela equação (2.3) pode ser denominada de solução geométrica. No entanto, a metodologia mais apropriada para a estimativa da posição em presença de erros é a abordagem estatística, onde métodos estatísticos de estimativa, tais como máxima verossimilhança ou mínimos quadrados ponderados devem ser utilizados. Em sistemas sobre-determinados (eq. (2.5), para $N > 3$), esta abordagem aumenta a precisão da estimativa [7], [11].

2.2.1.2 Linearização por Séries de Taylor

A estimativa de posição, a partir das medidas de ToA's, pode ser realizada pelo método proposto em [11] e [12], o qual consiste em linearizar a função $\underline{f}(\underline{x})$ na equação (2.5), expandindo-a em séries de Taylor em torno de um valor de referência $\underline{x}_0$. Feita a linearização do sistema de equações, por meio do truncamento da série, realiza-se estimativas de máxima verossimilhança (se o ruído for gaussiano) ou mínimos quadrados ponderado.

O método é iterativo, ou seja, parte-se de um valor inicial $\underline{x}_0$ arbitrário e a cada passo, a estimativa procura aproximar o valor de referência à posição real $\underline{x}$, minimizando a função custo por mínimos quadrados ou máxima verossimilhança. A formulação do método é apresentada a seguir:

A equação (2.5) multiplicada pela velocidade da luz é dada por:

$$\underline{r} = \underline{f}(\underline{x}) + \underline{n} \quad \text{Eq. 2.6}$$

Onde $\underline{r}$ representa o vetor de distâncias medidas

Admita-se que o erro de medida $\underline{n}$ é um vetor aleatório multivariado com uma matriz de covariância $N \times N$ positiva definida, ou seja:

$$N = E\{(\underline{n} - E[\underline{n}])(\underline{n} - E[\underline{n}])^T\} \quad \text{Eq. 2.7}$$

Onde $E[\cdot]$ indica o valor esperado e o sobrescrito T indica transposto.

Se $\underline{x}$ for considerado como um vetor desconhecido, mas não aleatório e admitindo-se que $\underline{n}$ possua média zero e distribuição gaussiana, então a função densidade de probabilidade condicional de $\underline{r}$ dado $\underline{x}$ será:

$$p(\underline{r} | \underline{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} |N|^{1/2}} \exp\left\{-(1/2)[\underline{r} - \underline{f}(\underline{x})]^T N^{-1} [\underline{r} - \underline{f}(\underline{x})]\right\} \quad \text{Eq. 2.8}$$

Onde $|N|$ indica o determinante de N e o sobrescrito -1 indica a matriz inversa. Devido ao fato de N ser simétrica e positiva definida, sua matriz inversa existe. O estimador de máxima verossimilhança é aquele valor de $\underline{x}$ que maximiza (2.8). Portanto, o estimador de máxima verossimilhança minimiza a forma quadrática:

$$Q(\underline{x}) = [\underline{r} - \underline{f}(\underline{x})]^T N^{-1} [\underline{r} - \underline{f}(\underline{x})] \quad \text{Eq. 2.9}$$

A minimização de $Q(\underline{x})$ é um critério razoável para determinação de um estimador, mesmo quando o ruído aditivo não é gaussiano. Neste caso, o estimador resultante é chamado estimador de mínimos quadrados e N^{-1} é considerada como uma matriz de pesos.

Em geral, $\underline{f}(\underline{x})$ é uma função vetorial não linear. Para se determinar um estimador razoavelmente simples, $\underline{f}(\underline{x})$ pode ser linearizado, expandindo-o em série de Taylor sobre um ponto de referência especificado por um vetor $\underline{x}_0$ e retendo os dois primeiros termos. Assim tem-se:

$$\underline{f}(\underline{x}) \cong \underline{f}(\underline{x}_0) + G_{\text{deriv}}(\underline{x} - \underline{x}_0) \quad \text{Eq. 2.10}$$

Onde $\underline{x}$ e $\underline{x}_0$ são vetores coluna e G_{deriv} é uma matriz de dimensão $[N \times n]$ com derivadas calculadas em $\underline{x}_0$:

$$G_{\text{deriv}} = \begin{bmatrix} \left. \frac{\partial f_1}{\partial x_1} \right|_{x=x_0} & \dots & \left. \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \right|_{x=x_0} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ \left. \frac{\partial f_N}{\partial x_1} \right|_{x=x_0} & \dots & \left. \frac{\partial f_N}{\partial x_n} \right|_{x=x_0} \end{bmatrix} \quad \text{Eq. 2.11}$$

Cada linha desta matriz é o vetor gradiente de uma das componentes de $\underline{f}(\underline{x})$. No caso bi-dimensional, tem-se $n=2$ com $x_1 = x$ e $x_2 = y$. O vetor $\underline{x}_0$ poderia ser uma estimativa de $\underline{x}$, determinado de uma iteração prévia do processo de estimativa ou baseado sobre uma informação anterior. Admite-se na análise subsequente que $\underline{x}_0$ é suficientemente próximo de $\underline{x}$ e que (2.10) é uma aproximação precisa.

Combinando (2.9) e (2.10), tem-se:

$$Q(\underline{x}) = [\underline{r}_1 - G_{\text{deriv}}(\underline{x})]^T N^{-1} [\underline{r}_1 - G_{\text{deriv}}(\underline{x})] \quad \text{Eq. 2.12}$$

Onde:

$$\underline{r}_1 = \underline{r} - \underline{f}(\underline{x}_0) + G_{\text{deriv}} \underline{x}_0 \quad \text{Eq. 2.13}$$

Para se determinar a condição necessária para o estimador $\hat{\underline{x}}$ que minimiza $Q(\underline{x})$, calcula-se o gradiente de $Q(\underline{x})$ definido por:

$$\nabla_x Q(\underline{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial Q}{\partial x_1} & \frac{\partial Q}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial Q}{\partial x_n} \end{bmatrix}^T \quad \text{Eq. 2.14}$$

Este é resolvido em $\underline{x}$ tal que $\nabla_x Q(\underline{x}) = \underline{0}$. De sua definição, N é uma matriz simétrica; isto é $N^T = N$. Uma vez que $(N^{-1})^T = (N^T)^{-1}$ segue que $(N^{-1})^T = (N)^{-1}$, o que implica que N^{-1} é uma matriz simétrica. Portanto:

$$\nabla_x Q(\underline{x})|_{\underline{x}=\hat{\underline{x}}} = 2G_{\text{deriv}}^T N^{-1} G_{\text{deriv}} \hat{\underline{x}} - 2G_{\text{deriv}}^T N^{-1} \underline{r}_1 = \underline{0} \quad \text{Eq. 2.15}$$

Admite-se que a matriz $G_{\text{deriv}}^T N^{-1} G_{\text{deriv}}$ é não singular. Portanto, a solução de (2.15) é dada por:

$$\hat{\underline{x}} = (G_{\text{deriv}}^T N^{-1} G_{\text{deriv}})^{-1} G_{\text{deriv}}^T N^{-1} \underline{r}_1 = \underline{x}_0 + (G_{\text{deriv}}^T N^{-1} G_{\text{deriv}})^{-1} G_{\text{deriv}}^T N^{-1} [\underline{r} - \underline{f}(\underline{x}_0)] \quad \text{Eq. 2.16}$$

Embora (2.15) garanta apenas a condição necessária, substituindo (2.16) em (2.12) é possível provar que de fato $\underline{x} = \hat{\underline{x}}$ minimiza $Q(\underline{x})$.

A partir da equação (2.16), o método iterativo de estimativa de $\underline{x}$ pode ser desenvolvido. Dado um conjunto de medidas de ToA representadas pelo vetor $\underline{t}$, e uma estimativa inicial de $\underline{x}$ dada por (x_0, y_0) (no caso bi-dimensional), o valor de $\underline{x}$ na k -ésima iteração do algoritmo seria dado por:

$$\underline{x}_k = \underline{x}_{k-1} + (G_{\text{deriv}}^T N^{-1} G_{\text{deriv}})^{-1} G_{\text{deriv}}^T N^{-1} \Delta_r, \quad (k = 1, 2, 3, \dots) \quad \text{Eq. 2.17}$$

Onde $\Delta_r = c\underline{t} - \underline{f}(\underline{x}_{k-1})$ e G_{deriv} é a matriz de derivadas calculada no ponto $\underline{x}_{k-1}$.

O processo é repetido até que $|\underline{x}_k - \underline{x}_{k-1}|$ esteja abaixo de um limiar considerado conveniente.

2.2.2. Métodos de Estimativa de Localização a partir de TDoA's

2.2.2.1 Descrição

Nos métodos de localização baseados na diferença de tempos de chegada (TDoA - *Time Difference of Arrival*), também conhecidos como métodos hiperbólicos, as medidas obtidas na interface rádio estabelecem a diferença entre as distâncias do terminal a duas estações bases [41], [42], [43] e [44]. Ou melhor, considerando $\tau_{i,j}$ o

parâmetro TDoA medido entre o terminal e as bases i e j , a diferença entre as distâncias é dada por:

$$d_{i,j} = c\tau_{i,j} = c(t_i - t_j) = d_i - d_j \quad \text{Eq. 2.18}$$

Onde t_i e d_i são, respectivamente, o ToA e a distância relativos à i -ésima base.

A medida de TDoA gera como lugar geométrico da posição do terminal ($\underline{x}=(x, y)$) uma hipérbole com os focos nas duas bases, sendo definida pelo seguinte equacionamento em 2-D:

$$d_{i,j} = \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2} - \sqrt{(x-x_j)^2 + (y-y_j)^2} \quad \text{Eq. 2.19}$$

Onde (x_i, y_i) indica as coordenadas da i -ésima base. Para se determinar a posição do terminal no plano 2-D são necessárias três bases no mínimo. Desta forma, dois TDoA's independentes podem ser obtidos, e a posição do móvel é determinada geometricamente pela intersecção entre as duas hipérboles resultantes, conforme representado na Figura 2.2.

Figura 2.2 – Determinação da localização por medida de TDoA's.

2.2.2.2 Método de Fang

Neste método [40] têm-se somente três bases envolvidas, para a determinação da posição do terminal (x, y) , sendo que a base número um está na origem $(x_1, y_1) = (0,0)$, a

base número dois está no eixo x , $(x_2, y_2) = (x_2, 0)$ e a base número três numa posição qualquer (x_3, y_3) , conforme Figura 2.3 a seguir.

Figura 2.3 – Geometria das bases aplicada no método de Fang.

A distância ao quadrado entre a i -ésima base e o terminal é dada por:

$$d_i^2 = K_i - 2x_i x - 2y_i y + x^2 + y^2 \quad \text{Eq. 2.20}$$

Onde: $K_i = x_i^2 + y_i^2$

Sabendo-se de (2.18) que $d_{i,1} = c\tau_{i,1} = c(t_i - t_1) = d_i - d_1$, tem-se que:

$$d_{i,1} + d_1 = d_i \quad \text{Eq. 2.21}$$

Elevando a equação (2.21) ao quadrado, obtém-se:

$$d_{i,1}^2 + 2d_{i,1}d_1 + d_1^2 = K_i - 2x_i x - 2y_i y + x^2 + y^2 \quad \text{Eq. 2.22}$$

Subtraindo-se d_1^2 da equação acima, tem-se que:

$$d_{i,1}^2 + 2d_{i,1}d_1 = K_i - K_1 - 2x_{i,1}x - 2y_{i,1}y \quad \text{Eq. 2.23}$$

Onde: $x_{i,1} = x_i - x_1$ e $y_{i,1} = y_i - y_1$.

Pela geometria dada na Figura 2.3, segue que:

$$K_1 = x_1^2 + y_1^2 = 0 \quad \text{Eq. 2.24}$$

e $K_2 = x_2^2 + y_2^2 = x_2^2$

Portanto, do desenvolvimento da equação (2.23) para $i=2, 3$ obtém-se:

$$\begin{aligned} A + Bd_1 &= C - Dx \\ E + Fd_1 &= G - Hx - Iy \end{aligned} \quad \text{Eq. 2.25}$$

Onde:

$$A = d_{2,1}^2, B = 2d_{2,1}, C = x_2^2, D = 2x_2, E = d_{3,1}^2, F = 2d_{3,1}, G = x_3^2 + y_3^2, H = 2x_3, I = 2y_3$$

Resolvendo o sistema de equações de (2.25) para d_1 , tem-se:

$$y = gx + h \quad \text{Eq. 2.26}$$

Onde:

$$\begin{aligned} g &= \frac{(DF - BH)}{BI} \\ h &= \frac{(BG - BE + AF - CF)}{BI} \end{aligned}$$

Substituindo-se a equação (2.26) na primeira equação de (2.25) obtém-se:

$$d_1 = z - wx \quad \text{Eq. 2.27}$$

Onde:

$$z = \frac{(C - A)}{B} \text{ e } w = \frac{D}{B}$$

Mas $d_1^2 = x^2 + y^2$ e $y = gx + h$; assim, utilizando estas relações na equação (2.27), obtém-se:

$$dx^2 + ex + f = 0 \quad \text{Eq. 2.28}$$

Sendo:

$$d = 1 + g^2 - w^2, e = 2(gh + wz) \text{ e } f = h^2 - z^2$$

Resolvendo a equação (2.28), obtém-se finalmente o valor de x :

$$x = \frac{-e \pm \sqrt{e^2 - 4df}}{2d} \quad \text{Eq. 2.29}$$

O valor de y é, então, obtido da equação (2.26).

2.2.2.3 Linearização por Séries de Taylor (TdoA)

A formulação para medidas de TDoA é basicamente idêntica à utilizada para ToA. A posição $\underline{x}$ é estimada através de um processo iterativo, descrito pela equação (2.17) até alcançar a convergência [11], [12].

A diferença entre as abordagens encontra-se na função vetorial $\underline{f}(\underline{x})$, a ser linearizada pela série de Taylor. Com as medidas de ToA, foi visto que a i -ésima componente desta função é calculada pela equação (2.2). Por outro lado, em sistemas TDoA, esta função é determinada pela diferença entre as distâncias dada pela equação (2.19). Neste caso, a matriz G_{deriv} de derivadas $\underline{f}(\underline{x})$ a ser utilizada na equação (2.17) será dada por:

$$G_{\text{deriv}} = \begin{bmatrix} \frac{x_1 - x}{d_1} - \frac{x_2 - x}{d_2} & \dots & \frac{y_1 - y}{d_1} - \frac{y_2 - y}{d_2} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{x_1 - x}{d_1} - \frac{x_N - x}{d_N} & \dots & \frac{y_1 - y}{d_1} - \frac{y_N - y}{d_N} \end{bmatrix} \quad \text{Eq. 2.30}$$

2.2.2.4 Método de Chan

Um método não iterativo, de ótimo desempenho para ruídos de medida de natureza gaussiana, é um método proposto por Y. T. Chan [7], chamado de método de Chan. Este método apresenta formas de soluções diferentes para o número de bases envolvidas.

No caso de três estações bases, onde se tem a disponibilidade de duas medidas de TDoA, o método calcula x e y em termos de d_1 , conforme é exposto a seguir.

Da equação (2.23) temos para estações dois e três em relação a um que:

$$d_{2,1}^2 + 2d_{2,1}d_1 = K_2 - K_1 - 2x_{2,1}x - 2y_{2,1}y \quad \text{Eq. 2.31}$$

$$d_{3,1}^2 + 2d_{3,1}d_1 = K_3 - K_1 - 2x_{3,1}x - 2y_{3,1}y$$

Os valores de x e y podem ser resolvidos em termos de d_1 na equação acima, ou seja:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} x_{2,1} & y_{2,1} \\ x_{3,1} & y_{3,1} \end{bmatrix}^{-1} \left\{ \begin{bmatrix} d_{2,1} \\ d_{3,1} \end{bmatrix} d_1 + \frac{1}{2} \begin{bmatrix} d_{2,1}^2 - K_2 + K_1 \\ d_{3,1}^2 - K_3 + K_1 \end{bmatrix} \right\} \quad \text{Eq. 2.32}$$

Ao inserir este resultado intermediário em (2.20) para $i=1$, gera-se uma forma quadrática em d_1 . A substituição da raiz positiva de volta em (2.32) produz a solução.

Em algumas ocasiões podem ocorrer duas raízes positivas, as quais produzem duas respostas diferentes. A solução da ambigüidade pode ser resolvida, restringindo a posição do transmissor dentro da região de interesse.

No caso de $M \geq 4$ estações bases, o sistema é sobre-determinado, pois o número de medidas é maior que o número de incógnitas. Na presença de ruído, o conjunto de equações em (2.23) não obterá um mesmo ponto. Admitindo-se que o vetor $\underline{z}_a = [\underline{x}^T, d_1]^T$ seja o vetor de incógnitas, onde $\underline{x} = [x, y]^T$. Levando-se em consideração o ruído nas medidas estimadas de TDoA, o vetor erro derivado da equação (2.23) será dado por:

$$\underline{\psi} = \underline{h}_t - \mathbf{G}_a \underline{z}_a^0 \quad \text{Eq. 2.33}$$

Onde:

$$\underline{h}_t = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} d_{2,1}^2 - K_2 + K_1 \\ d_{3,1}^2 - K_3 + K_1 \\ \vdots \\ d_{M,1}^2 - K_M + K_1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{G}_a = - \begin{bmatrix} x_{2,1} & y_{2,1} & d_{2,1} \\ x_{3,1} & y_{3,1} & d_{3,1} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{M,1} & y_{M,1} & d_{M,1} \end{bmatrix}$$

Os elementos livres de ruído são indicados por $\{elemento\}^0$. Neste ponto, é importante observar, como pode ser modelado o ruído nas medidas de TDoA. Admitindo-se que:

$$\underline{t}_{TDoA} = [t_{2,1} \quad t_{3,1} \quad \cdots \quad t_{M,1}]^T \quad \text{Eq. 2.34}$$

Seja o vetor com as medidas de TDoA em relação à estação rádio-base de número um (referência). Desta forma, as medidas de TDoA corrompidas pelo ruído podem ser escritas como:

$$t_{i,1} = t_{i,1}^0 + n_{i,1} \quad i = 2, 3, \dots, M \quad \text{Eq. 2.35}$$

Onde $n_{i,1}$ representa a componente de ruído. Desta forma, pode-se definir um vetor ruído por:

$$\underline{n}_{TDoA} = [n_{2,1} \quad n_{3,1} \quad \cdots \quad n_{M,1}]^T \quad \text{Eq. 2.36}$$

Admite-se que $\underline{n}_{TDoA}$ seja gaussiano e com média nula, ou seja, $E[\underline{n}_{TDoA}] = \mathbf{0}$ e as medidas de TDoA sem viés, isto é, $E[\underline{t}_{TDoA}] = \underline{t}_{TDoA}^0$. Se o vetor $\underline{t}_{TDoA}$ for escrito em função de:

$$t_{i,1} = t_i - t_1 \quad \text{Eq. 2.37}$$

Sendo t_i o tempo de atraso na propagação entre o terminal e a estação base i e, além disso, que os erros para cada atraso medido sejam modelados com variáveis aleatórias gaussianas independentes e identicamente distribuídas com média nula e variância σ_n^2 , de forma que $t_i = t_i^0 + n_i$ para $i = 1, 2, 3, \dots, M$, pode-se afirmar que:

$$E[n_{i,1}] = E[n_i] - E[n_1] = 0 \quad \text{Eq. 2.38}$$

$$\text{var}[n_{i,1}] = \text{var}[n_i] + \text{var}[n_1] = 2\sigma_n^2 \quad \text{Eq. 2.39}$$

e

$$\text{cov}(n_{i,1}, n_{j,1}) = \text{var}(n_1) = \sigma_n^2 \quad \text{Eq. 2.40}$$

Com $i, j = 2, 3, \dots, M$ e $i \neq j$. Desta forma, a matriz de covariância $\mathbf{Q}$ das medidas de TDoA poderá ser expressa por:

$$\mathbf{Q} = 0,5\sigma_d^2 [\mathbf{I} + \mathbf{1}\mathbf{1}^T], \quad \text{Eq. 2.41}$$

Onde: $\sigma_d^2 = 2\sigma_n^2$, $\mathbf{I}$ representa a matriz identidade de ordem $M - 1$ e $\mathbf{1} = [1, \dots, 1]^T$.

Desta forma, quando a equação (2.35) é usada para expressar $d_{i,1}$ como $d_{i,1}^0 + cn_{i,1}$, e verificando-se da equação (2.21) que $d_{i,1} = d_i - d_1$, tem-se $d_i^0 = d_{i,1}^0 + d_1^0$. Com isto é possível escrever $\underline{\psi}$, como sendo:

$$\underline{\psi} = c\mathbf{B}\underline{n}_{TDoA} + \frac{1}{2}c^2 \underline{n}_{TDoA} \otimes \underline{n}_{TDoA} \quad \text{Eq. 2.42}$$

$$\mathbf{B} = \text{diag}\{d_2^0, d_3^0, \dots, d_M^0\}$$

O símbolo $\otimes$ indica o produto *Hadamard* (multiplicação de elemento por elemento). Na prática, a condição $cn_{i,1} \ll d_i^0$ é geralmente satisfeita. Ignorando-se o termo de segunda ordem da equação (2.42), $\underline{\psi}$ torna-se um vetor aleatório gaussiano com matriz de covariância dada por:

$$\mathbf{\Psi} = E[\underline{\psi}\underline{\psi}^T] = c^2\mathbf{B}\mathbf{Q}\mathbf{B} \quad \text{Eq. 2.43}$$

Os elementos de $\underline{z}_a$ estão relacionados por (2.2) com $i=1$, significando que a equação (2.33) continua sendo um conjunto de equações não lineares de duas variáveis x e y . O método de Chan admite inicialmente a independência entre x , y e d_1 para que os mesmos sejam determinados pelo método dos mínimos quadrados. A solução final é obtida através de um novo cálculo, utilizando o método dos mínimos quadrados que impõe a relação dada pela equação (2.2) ao resultado calculado anteriormente. Esse procedimento é uma aproximação do estimador de máxima verossimilhança de localização do terminal. Considerando os elementos de $\underline{z}_a$ independentes, a estimativa de máxima verossimilhança de $\underline{z}_a$ é dada por:

$$\begin{aligned}\underline{z}_a &= \arg \min \{ (\underline{\mathbf{h}}_t - \mathbf{G}_a \underline{z}_a)^T \Psi^{-1} (\underline{\mathbf{h}}_t - \mathbf{G}_a \underline{z}_a) \} = \\ &= (\mathbf{G}_a^T \Psi^{-1} \mathbf{G}_a)^{-1} \mathbf{G}_a^T \Psi^{-1} \underline{\mathbf{h}}_t\end{aligned}\tag{Eq. 2.44}$$

A qual é prontamente reconhecida como a solução LS (*Least Square*) generalizada da eq. (2.33). A matriz Ψ , na prática, não é conhecida mesmo que B contenha as distâncias verdadeiras entre a estação terminal e as estações bases. Para solucionar este problema, considera-se que, quando o terminal móvel está bem distante das estações bases, cada d_i^0 está bem próximo de d^0 , de maneira que $\mathbf{B} = d^0 \mathbf{I}$, onde $\mathbf{I}$ é uma matriz identidade de tamanho $M-1$. Uma vez que a multiplicação da matriz Ψ por um fator qualquer não afeta a sua resposta, pode-se aproximar a solução obtida na equação (2.44) por:

$$\underline{z}_a \approx (\mathbf{G}_a^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{G}_a)^{-1} \mathbf{G}_a^T \mathbf{Q}^{-1} \underline{\mathbf{h}}_t\tag{Eq. 2.45}$$

Se por outro lado, o terminal está próximo das estações bases, pode-se primeiramente utilizar a equação (2.45) de forma a se obter uma solução inicial para estimativa de B. A solução final é calculada através da equação (2.44). Embora a equação (2.44) possa sofrer iterações para apresentar uma resposta mais precisa, simulações realizadas por Y. Chan e K. Ho [7] mostraram que aplicando a equação (2.44) apenas uma vez é o suficiente para se obter um resultado preciso.

A matriz covariância de $\underline{z}_a$ é obtida por meio do cálculo dos valores esperados de $\underline{z}_a$ e $\underline{z}_a \underline{z}_a^T$ provenientes da equação (2.44). O cálculo é bem complexo, pois a matriz $\mathbf{G}_a$ contém valores aleatórios de $d_{i,1}$. Assim, o cálculo foi realizado por Chan pelo método

da perturbação. Na presença de ruído, $d_{i,1} = d_{i,1}^0 + cn_{i,1}$. Então, $\mathbf{G}_a$ e $\mathbf{h}_t$ podem ser expressos como $\mathbf{G}_a = \mathbf{G}_a^0 + \Delta\mathbf{G}_a$ e $\mathbf{h}_t = \mathbf{h}_t^0 + \Delta\mathbf{h}_t$. Uma vez que $\mathbf{G}_a^0 \mathbf{z}_a^0 = \mathbf{h}_t^0$, a equação (2.33) implica:

$$\underline{\Psi} = \Delta\mathbf{h}_t - \Delta\mathbf{G}_a \mathbf{z}_a^0 \quad \text{Eq. 2.46}$$

Sendo $\mathbf{z}_a = \mathbf{z}_a^0 + \Delta\mathbf{z}_a$. Então, da equação (2.44), tem-se que:

$$\left(\mathbf{G}_a^{0T} + \Delta\mathbf{G}_a^T\right)\Psi^{-1}\left(\mathbf{G}_a^0 + \Delta\mathbf{G}_a\right)\left(\mathbf{z}_a^0 + \Delta\mathbf{z}_a\right) = \left(\mathbf{G}_a^{0T} + \Delta\mathbf{G}_a^T\right)\Psi^{-1}\left(\mathbf{h}_t^0 + \Delta\mathbf{h}_t\right) \quad \text{Eq. 2.47}$$

Retendo somente os termos de perturbações lineares e usando-os nas equações (2.42) e (2.46), $\Delta\mathbf{z}_a$ e sua matriz de covariância podem ser escritas como:

$$\begin{aligned} \Delta\mathbf{z}_a &= c\left(\mathbf{G}_a^{0T}\Psi^{-1}\mathbf{G}_a^0\right)^{-1}\mathbf{G}_a^{0T}\Psi^{-1}\mathbf{B}\mathbf{n}_{TD\text{DoA}} \\ \text{cov}(\mathbf{z}_a) &= E\left[\Delta\mathbf{z}_a\Delta\mathbf{z}_a^T\right] = \left(\mathbf{G}_a^{0T}\Psi^{-1}\mathbf{G}_a^0\right)^{-1} \end{aligned} \quad \text{Eq. 2.48}$$

Onde o termo de erro quadrático em (2.42) foi ignorado, utilizando-se a equação (2.43) para fornecer a matriz $\text{cov}(\mathbf{z}_a)$.

É importante lembrar que para se obter a solução de $\mathbf{z}_a$ admitiu-se a independência entre os elementos x , y e d_1 . Porém, eles estão relacionados pela equação (2.2) em $i=1$. A principal questão é como incorporar esta relação, de forma a se obter uma estimativa mais precisa. Quando o viés é ignorado (fato justificável quando o ruído nas medidas de TDoA é pequeno), o vetor $\mathbf{z}_a$ é um vetor aleatório com sua média centrada no valor correto e matriz covariância dada por (2.48). Portanto, os elementos de $\mathbf{z}_a$ podem ser expressos por:

$$\mathbf{z}_{a,1} = x^0 + e_1, \mathbf{z}_{a,2} = y^0 + e_2, \mathbf{z}_{a,3} = d_1^0 + e_3 \quad \text{Eq. 2.49}$$

Onde e_1 , e_2 e e_3 são erros de estimativa de $\mathbf{z}_a$. Subtraindo os dois primeiros componentes de $\mathbf{z}_a$ por x_1 e y_1 e, então, elevando-os ao quadrado, tem-se o surgimento de outro conjunto de equações:

$$\underline{\Psi}' = \mathbf{h}_t' - \mathbf{G}_a' \mathbf{z}_a^0$$

Onde:

$$\underline{\mathbf{h}}_t = \begin{bmatrix} (\underline{\mathbf{z}}_{a,1} - x_1)^2 \\ (\underline{\mathbf{z}}_{a,2} - y_1)^2 \\ \underline{\mathbf{z}}_{a,3}^2 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G}_a' = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{Eq. 2.50}$$

$$\mathbf{e}_{\underline{\mathbf{z}}_a} = \begin{bmatrix} (x - x_1)^2 \\ (y - y_1)^2 \end{bmatrix}$$

Sendo $\underline{\Psi}'$ é o vetor que indica a imprecisão de $\underline{\mathbf{z}}_a$. Substituindo (2.49) em (2.50), tem-se:

$$\underline{\Psi}' \approx 2 \begin{bmatrix} (x^0 - x_1)e_1 \\ (y^0 - y_1)e_2 \\ d_1^0 e_3 \end{bmatrix} \quad \text{Eq. 2.51}$$

A aproximação é válida quando os erros e_i , $i = 1, 2, 3$ são pequenos. A matriz covariância de $\underline{\Psi}'$ é, portanto, dada por:

$$\begin{aligned} \Psi' &= E[\underline{\Psi}' \underline{\Psi}'^T] = 4\mathbf{B}' \text{cov}(\underline{\mathbf{z}}_a) \mathbf{B}' \\ \mathbf{B}' &= \text{diag}\{x^0 - x_1, y^0 - y_1, d_1^0\} \end{aligned} \quad \text{Eq. 2.52}$$

Como $\underline{\mathbf{z}}_a$ é gaussiano, $\underline{\Psi}'$ também é gaussiano. Portanto, o estimador de máxima verossimilhança de $\underline{\mathbf{z}}_a'$ será dado por:

$$\underline{\mathbf{z}}_a' = (\mathbf{G}_a'^T \Psi'^{-1} \mathbf{G}_a')^{-1} \mathbf{G}_a'^T \Psi'^{-1} \underline{\mathbf{h}}_t \quad \text{Eq. 2.53}$$

A matriz Ψ' não é conhecida, pois ela contém os valores reais. Faz-se necessário, então, utilizar algumas aproximações. A matriz $\mathbf{B}'$ pode ser aproximada pela utilização de valores de $\underline{\mathbf{z}}_a$. $\mathbf{G}_a^0$ na equação (2.48) aproximada por $\mathbf{G}_a$ e $\mathbf{B}$ na equação (2.43) aproximada pelos valores computados da equação (2.45). Se o terminal estiver distante das estações bases envolvidas na estimativa da localização, a matriz $\text{cov}(\underline{\mathbf{z}}_a) \approx c^2 (d^0)^2 (\mathbf{G}_a^{0T} \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{G}_a^0)^{-1}$ e (2.53) reduz-se a:

$$\underline{\mathbf{z}}_a' \approx (\mathbf{G}_a'^T \mathbf{B}'^{-1} \mathbf{G}_a^{0T} \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{G}_a^0 \mathbf{B}'^{-1} \mathbf{G}_a')^{-1} (\mathbf{G}_a'^T \mathbf{B}'^{-1} \mathbf{G}_a^{0T} \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{G}_a^0 \mathbf{B}'^{-1}) \underline{\mathbf{h}}_t \quad \text{Eq. 2.54}$$

Note que a matriz $\mathbf{G}_a'$ é constante. Tomando-se as esperanças de $\underline{\mathbf{z}}_a'$ e $\underline{\mathbf{z}}_a' \underline{\mathbf{z}}_a'^T$, a matriz covariância de $\underline{\mathbf{z}}_a'$ pode ser escrita como:

$$\text{cov}(\underline{z}_a) = \left(\mathbf{G}_a'^T \mathbf{\Psi}^{-1} \mathbf{G}_a' \right)^{-1} \quad \text{Eq. 2.55}$$

A posição final estimada é, então, obtida de $\underline{z}_a'$ como:

$$\underline{x} = \sqrt{\underline{z}_a'} + \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} \text{ ou } \underline{x} = -\sqrt{\underline{z}_a'} + \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} \quad \text{Eq. 2.56}$$

Verifica-se que na solução final existe a presença de ambigüidade. Este método necessita, portanto, de uma informação a priori para obter uma solução precisa. Esta informação pode surgir da restrição da localização das estações móveis dentro de uma região de interesse. Se uma das coordenadas de $\underline{z}_a'$ estiver próxima de zero, a raiz quadrada de (2.56) pode tornar-se imaginária. Em tal caso, a componente imaginária é fixada em zero. A matriz de covariância de $\underline{x}$ é dada por:

$$\mathbf{\Phi} = \text{cov}(\underline{x}) = \frac{1}{4} \mathbf{B}''^{-1} \text{cov}(\underline{z}_a') \mathbf{B}''^{-1},$$

Onde:

$$\mathbf{B}'' = \begin{bmatrix} (x^0 - x_1) & 0 \\ 0 & (y^0 - y_1) \end{bmatrix} \quad \text{Eq. 2.57}$$

Em resumo, as equações (2.44), (2.53) e (2.56) oferecem as soluções para estimativa de localização da estação móvel. Uma vez que as matrizes de pesos em (2.44) e (2.53) são desconhecidas, uma aproximação adequada se faz necessária. Quando a estação móvel está distante das bases envolvidas, as equações (2.45), (2.54) e (2.56) são usadas. Caso contrário, (2.45) deve ser primeiramente usada para se obter uma aproximação de B. As equações (2.44), (2.53) e (2.56) fornecem então a solução. A precisão da localização é avaliada através da matriz covariância em (2.57).

2.2.3. Localização por Ângulo de Chegada (AoA)

Para localização utilizando AoA [45], [46], [47], o ângulo real de chegada na estação base i pode ser modelado por:

$$\phi_i = \tan^{-1} \left(\frac{y_i - y_s}{x_i - x_s} \right) \quad \text{Eq. 2.58}$$

Onde se admite que cada ângulo de chegada seja medido em relação a um eixo de referência comum, por exemplo, o eixo x , sendo os parâmetros x_s, y_s as coordenadas da estação móvel. Como uma linha pode ser definida por um ponto e um ângulo, a linha de posição para i -ésima base é dada por:

$$y_s = x_s \tan(\phi_i) + (y_i - x_i \tan \phi_i) \quad \text{Eq. 2.59}$$

Igualando as linhas de posição para as duas bases, $i=1,2$ e resolvendo para x_s , obtém-se:

$$x_s = \frac{y_2 - y_1 - x_2 \tan \phi_2 + x_1 \tan \phi_1}{\tan \phi_1 - \tan \phi_2} \quad \text{Eq. 2.60}$$

A qual pode ser re-inserida em (2.59) para $i=1$ ou $i=2$, para formar a estimativa de y_s .

2.3 Métodos aplicados no caso de ausência de visada direta com ruído de medida gaussiano

2.3.1. Método Wylie e Holtzman

Há duas contribuições importantes neste método [15], a saber:

- É possível discriminar entre medidas com visada direta de medidas sem visada direta, através da utilização do histórico temporal destes valores num problema simples de teste de Hipótese.
- É possível corrigir o erro de distância gerado pelo NLoS (sem visada direta) através do conhecimento, *a priori*, das características estatísticas do ruído de medida padrão do sistema.

Admitindo-se que M estações bases medem os tempos de chegada (ToA), pode-se, através destas, obter a distância percorrida pelo sinal devido ao seu deslocamento entre as estações. No entanto, esta medida de distância é composta por três componentes:

$$r_m(t_i) = L_m(t_i) + n_m(t_i) + NLOS_m(t_i) \quad \text{Eq. 2.61}$$

Onde $r_m(t_i)$ é a medida de distância entre a estação móvel e a m -ésima estação rádio-base, sendo:

$$m = 1, 2, 3, \dots, M \quad \text{Eq. 2.62}$$

$$i = 0, 1, 2, 3, \dots, (K-1) \quad \text{Eq. 2.63}$$

K é o número de medidas em tempos distintos;

L_m é a verdadeira distância entre a estação móvel e a m -ésima estação rádio-base;

n_m é o ruído presente na medição, sendo modelado como uma variável aleatória com média zero e com desvio-padrão igual a σ_m .

Se as coordenadas da m -ésima estação base são (x_m, y_m) e as coordenadas desconhecidas da estação móvel são $(x(t_i), y(t_i))$, então, a verdadeira distância entre a estação móvel e a m -ésima estação base pode ser expressa por:

$$L_m(t_i) = \sqrt{(x(t_i) - x_m)^2 + (y(t_i) - y_m)^2} \quad \text{Eq. 2.64}$$

Se as medidas são suavizadas por um polinômio de ordem $(N-1)$ então $r_m(t_i)$ pode ser modelado como:

$$s_m(t_i) = \sum_{n=0}^{N-1} \hat{a}_m(n) t_i^n \quad \text{Eq. 2.65}$$

Onde $\hat{a}_m(n)$ representa um dos N coeficientes desconhecidos da regressão polinomial.

Esses N coeficientes desconhecidos podem ser determinados por:

$$\begin{bmatrix} \hat{a}_m(0) \\ \hat{a}_m(1) \\ \vdots \\ \hat{a}_m(N-1) \end{bmatrix} = (V^T V)^{-1} V^T \begin{bmatrix} r_m(t_0) \\ r_m(t_1) \\ \vdots \\ r_m(t_{K-1}) \end{bmatrix} \quad \text{Eq. 2.66}$$

Onde:

$$V = \text{Matriz de Coeficientes} = \begin{bmatrix} t_0^0 & t_0^1 & t_0^2 & \dots & t_0^{N-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ t_{K-1}^0 & t_{K-1}^1 & t_{K-1}^2 & \dots & t_{K-1}^{N-1} \end{bmatrix} \quad \text{Eq. 2.67}$$

Quando a estação móvel está em visada direta com a estação base, o ruído afeta a medida de distância de uma maneira previsível. Em geral, a medida de distância desvia-se da distância real entre as estações pelo desvio-padrão de $n_m(t_i)$. Seja

$\sigma_m^2 = E\{n_m^2(t)\}$ a variância deste ruído e suponha que se realize por meio de um ajuste polinomial de ordem N , a suavização dos dados. Então, tem-se:

$$\hat{\sigma}_m = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{i=0}^{K-1} [s_m(t_i) - r_m(t_i)]^2} \quad \text{Eq. 2.68}$$

Se, no entanto, o erro NLoS estiver presente juntamente com o ruído e, além disso, forem descorrelacionados no tempo, então as medidas de distância terão um desvio apreciável.

O erro NLoS é uma variável aleatória não negativa, que pode ser modelada como tendo aproximadamente a faixa de $0 \leq NLoS_m(t) \leq \beta_m$. Já o ruído de medida é modelado como uma variável aleatória de média zero dentro da faixa (aproximada) de $-\alpha_m \leq n_m \leq \alpha_m$. Desta forma, considera-se como ruído total uma superposição linear de $NLoS_m(t)$ com $n_m(t)$, que tem, aproximadamente, a faixa finita entre $-\alpha_m \leq n_m(t) + NLoS_m(t) \leq \beta_m - \alpha_m$. De acordo com este estudo feito por Silventoinen e Rantalainen [5], $\hat{\sigma}_m$ para medições em LoS é da ordem de 150 m, enquanto para o caso em NLoS este valor sobe para cerca de 409m.

Quando o erro NLoS está presente, a medida de distância divergirá da curva suavizada na média por:

$$\hat{\sigma}_m \gg \sigma_m \quad \text{Eq. 2.69}$$

A presença de um desvio-padrão expressivo será o responsável por diferenciar as medições em LoS das medições em NLoS.

Resumindo:

$$\begin{aligned} H_0 : \hat{\sigma}_m &= \sigma_m (LoS) \\ H_1 : \hat{\sigma}_m &> \sigma_m (NLoS) \end{aligned} \quad \text{Eq. 2.70}$$

2.3.1.1 Reconstrução da componente de visada direta (LoS)

Quando a hipótese nula é descartada em uma estação rádio-base, tem-se uma forte evidência que sua medida de distância é corrompida por efeito do erro NLoS. Nesta condição, emprega-se uma técnica para correção deste efeito.

Como foi citado anteriormente, o erro é composto pela superposição do erro NLoS e do ruído de medida. É possível mostrar que o mesmo pode ser modelado como uma variável aleatória dentro da faixa $-\alpha_m \leq n_m(t) + NLOS_m(t) \leq \beta_m - \alpha_m$. Isto indica que a medida de erro máxima é aproximadamente α_m metros.

A componente de visada direta (LoS) é reconstruída em duas etapas. Primeiro, suaviza-se os dados, usando-se um ajuste polinomial de ordem N , sob a suposição que o principal efeito do erro NLoS é somente na existência de viés nas medidas. No próximo passo, utiliza-se o conhecimento de α_m para corrigir o efeito do erro NLoS. Depois que o dado é suavizado, pode-se calcular o desvio de cada valor de medida de distância proveniente do ajuste polinomial em cada instante de tempo $r_m(t_i) - s_m(t_i)$. Dado um intervalo suficiente de observação e a realização de medições independentes, o desvio máximo da medida de distância será um valor muito próximo de $L_m(t_n) - \alpha_m$. Com isto, ao se deslocar verticalmente a curva suavizada na ordem de α_m para baixo, ou seja, de forma que ultrapasse o ponto de máximo desvio, encontra-se de forma aproximada uma curva corrigida-suavizada que é uma estimativa da distância em visada direta.

2.3.2. Método de Wang

Este é um método desenvolvido para localização do terminal móvel em um ambiente sem-visada direta (NLoS) [8]. Neste algoritmo é aplicada programação matemática para encontrar a estimativa de máxima verossimilhança da posição da fonte (terminal) num domínio restrito definido pelas desigualdades induzidas devido à propagação NLoS.

Admita-se que (x, y) é a posição da fonte, (x_i, y_i) é a posição do i -ésimo receptor e t_i é a medida de ToA medida no receptor i . Na prática, especialmente nas grandes cidades ou em áreas montanhosas, os sinais da fonte não chegam aos receptores diretamente, mas percorrem um caminho mais longo do que o caminho direto, devido às reflexões e espalhamentos. Desta forma, incorporando as influências da propagação NLoS, tem-se:

$$d_i^2 \geq K_i - 2x_i x - 2y_i y + x^2 + y^2 \quad \text{Eq. 2.71}$$

Onde: $K_i = x_i^2 + y_i^2$ e $d_i = ct_i$ é a medida da distância entre a fonte e o i -ésimo receptor.

Definindo-se uma nova variável $d = x^2 + y^2$, reescreve-se (2.71) através do seguinte conjunto de expressões lineares:

$$-2xx_i - 2yy_i + d \leq d_i^2 - K_i \quad i = 1, 2, \dots, M \quad \text{Eq. 2.72}$$

Fazendo $\underline{z}_w = [x, y, d]^T$ e expressando (2.72) na forma matricial, tem-se:

$$G\underline{z}_w \leq \underline{h}_w \quad \text{Eq. 2.73}$$

Onde:

$$\underline{h}_w = \begin{bmatrix} d_1^2 - K_1 \\ d_2^2 - K_2 \\ \vdots \\ d_M^2 - K_M \end{bmatrix}$$

e

$$G = \begin{bmatrix} -2x_1 & -2y_1 & 1 \\ -2x_2 & -2y_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ -2x_M & -2y_M & 1 \end{bmatrix} \quad \text{Eq. 2.74}$$

Quando há propagação de sinal em visada direta entre a fonte e todos os receptores, (2.73) torna-se uma igualdade. Neste caso a solução de máxima verossimilhança é dada por [7]:

$$\begin{aligned} \underline{z}_w &= \arg \min \{ (\underline{h}_w - G\underline{z}_w)^T \Psi^{-1} (\underline{h}_w - G\underline{z}_w) \} = \\ &= (G\Psi^{-1}G)^{-1} G^T \Psi^{-1} \underline{h}_w \end{aligned} \quad \text{Eq. 2.75}$$

Onde:

$$\Psi = E[\underline{\psi}\underline{\psi}^T] = 4c^2 \mathbf{B} \mathbf{Q} \mathbf{B}$$

$$\underline{\psi} = \underline{h}_w - G\underline{z}_w$$

$$\mathbf{B} = \text{diag}\{d_1^0, d_2^0, \dots, d_M^0\} \quad \text{Eq. 2.76}$$

$\mathbf{Q}$ é a matriz de covariância do ruído de medida e $d_1^0, d_2^0, \dots, d_M^0$ indicam os valores reais das distâncias entre a fonte e os receptores.

O algoritmo acima possui alta precisão, quando a propagação NLoS não é muito intensa. Quando a propagação NLoS torna-se intensa, sua precisão degrada, pois a igualdade em (2.72) não é assegurada. Desta forma, no caso NLoS deve-se levar em conta a desigualdade em (2.72). Tem-se, portanto um problema de programação matemática como a seguir:

$$\min \{(\underline{\mathbf{h}}_w - G\underline{\mathbf{z}}_w)^T \Psi^{-1}(\underline{\mathbf{h}}_w - G\underline{\mathbf{z}}_w)\}, \text{ tal que } G\underline{\mathbf{z}}_w \leq \underline{\mathbf{h}}_w \quad \text{Eq. 2.77}$$

Onde: $\underline{\mathbf{h}}_w$, G , $\underline{\mathbf{z}}_w$ e Ψ possuem as mesmas definições de (2.74) e (2.76).

É óbvio que (2.77) é um problema linear de mínimos quadrados limitado, ou seja, um tipo de problema de programação quadrática. Uma forma de se encontrar a solução deste problema é através da função do Matlab chamada Quadprog (*Quadratic Programming*) [48], a qual retorna um vetor $\mathbf{x}$ que minimiza $1/2 \mathbf{x}^T \mathbf{H} \mathbf{x} + \mathbf{f}^T \mathbf{x}$ restrita a $\mathbf{A} \mathbf{x} \leq \mathbf{b}$. Quando é encontrada a solução de (2.77), a matriz de covariância de $\underline{\mathbf{z}}_w$ pode ser calculada por:

$$\text{cov}(\underline{\mathbf{z}}_w) = (G^T \Psi^{-1} G)^{-1} \quad \text{Eq. 2.78}$$

Em todo raciocínio, até o momento, admitiu-se a independência das variáveis x , y e d na estimativa de $\underline{\mathbf{z}}_w$, embora a variável d seja dependente das variáveis x e y . Levando-se isto em conta, sejam os erros de estimativa de x , y e d representados por e_1 , e_2 e e_3 . Daqui por diante, indica-se a (i, j) ésima entrada da matriz $\mathbf{M}$ como $[\mathbf{M}]_{i,j}$, então as entradas no vetor $\underline{\mathbf{z}}_w$ tornam-se:

$$[\underline{\mathbf{z}}_w]_1 = x^0 + e_1, [\underline{\mathbf{z}}_w]_2 = y^0 + e_2, [\underline{\mathbf{z}}_w]_3 = d^0 + e_3 \quad \text{Eq. 2.79}$$

Onde x^0 , y^0 e d^0 indicam os valores verdadeiros de x , y e d . Seja outro vetor de erro:

$$\underline{\Psi}' = \underline{\mathbf{h}}_w' - G' \underline{\mathbf{z}}_p \quad \text{Eq. 2.80}$$

Onde:

$$\underline{\mathbf{h}}_w' = \begin{bmatrix} [\underline{\mathbf{z}}_w]_1^2 \\ [\underline{\mathbf{z}}_w]_2^2 \\ [\underline{\mathbf{z}}_w]_3 \end{bmatrix}, G' = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{Eq. 2.81}$$

e $\underline{\mathbf{z}}_p = \begin{bmatrix} x^2 \\ y^2 \end{bmatrix}$, substituindo (2.79) em (2.80), obtém-se:

$$\begin{aligned}
[\underline{\Psi}']_1 &= 2x^0 e_1 + e_1^2 \approx 2x^0 e_1 \\
[\underline{\Psi}']_2 &= 2y^0 e_2 + e_2^2 \approx 2y^0 e_2 \\
[\underline{\Psi}']_3 &= e_3
\end{aligned}
\tag{Eq. 2.82}$$

Obviamente, as aproximações acima são válidas somente quando os erros e_1 , e_2 e e_3 são muito pequenos. A matriz de covariância de $\underline{\Psi}'$ é dada por:

$$\begin{aligned}
\underline{\Psi}' &= E[\underline{\Psi}' \underline{\Psi}'^T] = 4\underline{\mathbf{B}}' \text{cov}(\underline{\mathbf{z}}_w) \underline{\mathbf{B}}' \\
\underline{\mathbf{B}}' &= \text{diag}\{x^0, y^0, 0,5\}
\end{aligned}
\tag{Eq. 2.83}$$

Como se trata de uma aproximação, os elementos x^0 e y^0 na matriz $\underline{\mathbf{B}}'$ podem ser substituídos pelos dois primeiros elementos x e y de $\underline{\mathbf{z}}_w$. Analogamente, a estimativa de máxima verossimilhança de $\underline{\mathbf{z}}_p$ é dada por:

$$\begin{aligned}
\underline{\mathbf{z}}_p &= \left(G'^T \underline{\Psi}'^{-1} G' \right)^{-1} G'^T \underline{\Psi}'^{-1} \underline{\mathbf{h}}_w \approx \\
&= \left(G'^T \underline{\mathbf{B}}'^{-1} (\text{cov}(\underline{\mathbf{z}}_w))^{-1} \underline{\mathbf{B}}'^{-1} G' \right)^{-1} G'^T \underline{\mathbf{B}}'^{-1} (\text{cov}(\underline{\mathbf{z}}_w))^{-1} \underline{\mathbf{B}}'^{-1} \underline{\mathbf{h}}_w
\end{aligned}
\tag{Eq. 2.84}$$

Desta forma, a estimativa da posição final $\underline{\mathbf{x}} = [x \ y]^T$ será dada por:

$$\underline{\mathbf{x}} = \sqrt{\underline{\mathbf{z}}_p} \text{ ou } \underline{\mathbf{x}} = -\sqrt{\underline{\mathbf{z}}_p}
\tag{Eq. 2.85}$$

2.3.3. Método de Jeong

Jeong [9] propôs um novo método para calibrar o erro NLoS, através do uso da relação entre o atraso excessivo médio e o espalhamento do atraso de um canal de propagação de uma estação móvel.

Ao utilizar-se um algoritmo de estimativa de ToA em um ambiente de multipercursos, o valor estimado de ToA $\hat{\tau}$ pode ser representado pela soma do valor verdadeiro τ_0 com o erro τ_e , isto é:

$$\hat{\tau} = \tau_0 + \tau_e
\tag{Eq. 2.86}$$

Onde τ_e inclui o erro devido a NLoS mais o erro do estimador de atraso.

Normalmente, se o ToA for estimado pelo uso de um correlator, o primeiro pico (ou o primeiro momento) do perfil de atrasos dos multipercursos pode ser considerado como uma estimativa de τ_e .

Primeiramente estima-se o valor de ToA ($\hat{\tau}$) como o primeiro momento do perfil dos atrasos dos multipercursos, ou seja:

$$\hat{\tau} = \tau_0 + \frac{\sum_i \tau_i P_i}{\sum_i P_i} = \tau_0 + \tau_m \quad \text{Eq. 2.87}$$

Onde τ_m é definido como atraso excessivo médio e P_i a potência de cada sinal de multipercurso. Pode-se, portanto, minimizar os erros de medidas temporais pela calibração deste valor positivo τ_m . Vários estudos foram realizados para analisar estes dois importantes parâmetros, o atraso excessivo médio τ_m e a raiz média quadrática do espalhamento do atraso τ_{RMS} das medidas de um canal de banda larga. De acordo com os dados práticos reportados pela Motorola e Ericsson [9], o valor de τ_m é essencialmente correlacionado com τ_{RMS} do canal. Os dados, comparando τ_{RMS} com τ_m , os quais foram medidos pela Motorola, mostram que $\tau_{RMS} : \tau_m$ é da ordem de 1:1 até 2:1 em áreas urbanas e 2:1 em áreas rurais e suburbanas. Ao usar-se uma constante de proporcionalidade k , esta relação pode ser aproximada por:

$$\tau_m = k \tau_{RMS} \quad \text{Eq. 2.88}$$

Na equação (2.88), τ_{RMS} pode ser medido a partir da saída do *correlator* de um receptor através da relação:

$$\tau_{RMS} = \sqrt{p^2 - (\bar{p})^2} \quad \text{Eq. 2.89}$$

Onde:

$$\bar{p}^n = \frac{\sum_i \tau_i^n P_i}{\sum_i P_i}, n = 1, 2$$

Conforme mencionado anteriormente, o viés positivo τ_e pode ser aproximado por τ_m em um ambiente NLoS. Se um sinal recebido em uma estação móvel é decidido como um sinal NLoS, devido ao seu valor estimado de espalhamento temporal acima de um

determinado limiar, o viés positivo NLoS na estimativa de ToA pode ser calibrado, usando as propriedades estatísticas do espalhamento de atraso de um dado ambiente de propagação. Em outras palavras, usando τ_{RMS} da equação (2.89) e uma constante de proporcionalidade k previamente medida (por exemplo, $k=1$ em região urbana e $k=0,5$ em suburbana), o valor estimado de ToA sob NLoS pode ser calibrado por:

$$\tilde{\tau} = \hat{\tau} - k\tau_{RMS} \cong \tau_0 \quad \text{Eq. 2.90}$$

Ao obter-se estes valores de ToA corrigidos entre o móvel e as estações bases, aplica-se o método de Chan para se chegar à localização final do móvel.

2.3.4. Medidas de avaliação de precisão de um estimador de localização

Para avaliação do desempenho de um método de localização, vários testes de desempenho foram propostos [49], [50], [51] e [52]. Uma medida usual de precisão é o erro quadrático médio (MSE- *Mean Squared Error*). Também são usadas como medidas de precisão os conceitos de Probabilidade de Erro Circular (CEP- *Circular Error Probability*) e a Degradação Geométrica da Precisão (GDoP- *Geometric Dilution of Precision*).

2.3.4.1 Erro quadrático médio

O erro quadrático médio é a média do quadrado da distância entre a posição real do terminal e a posição estimada pelo método de localização, ou seja:

$$MSE = E[\underline{\mathbf{e}}^T \underline{\mathbf{e}}] = E[(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2] \quad \text{Eq. 2.91}$$

Onde $\underline{\mathbf{e}} = [\underline{\mathbf{x}} - \underline{\hat{\mathbf{x}}}]$ expressa o vetor de erro entre a posição real da estação móvel, $\underline{\mathbf{x}} = [x \ y]^T$, e a posição estimada por um método de localização, $\underline{\hat{\mathbf{x}}} = [\hat{x} \ \hat{y}]^T$. Uma consequência do conhecimento do MSE de um estimador de posição é a obtenção do erro RMS (*Root-Mean-Square*) que pode ser determinado pela expressão:

$$RMS = \sqrt{MSE} \quad \text{Eq. 2.92}$$

O valor calculado MSE é freqüentemente comparado ao valor mínimo teórico MSE dado pelo limitante inferior de Cramer-Rao ($CRLB$ – *Cramer-Rao Lower Bound*), [51], [52], [53], [54] o qual impõe um limite inferior para a variância dos estimadores não enviesados. O $CRLB$ é o inverso da matriz de informação de Fisher $\mathbf{J}$ definida por:

$$\mathbf{J} = E \left[\left(\frac{\partial \ln p(\underline{\mathbf{d}}_m | \underline{\mathbf{x}})}{\partial \underline{\mathbf{x}}} \right) \left(\frac{\partial \ln p(\underline{\mathbf{d}}_m | \underline{\mathbf{x}})}{\partial \underline{\mathbf{x}}} \right)^T \right]_{\underline{\mathbf{x}}=\underline{\mathbf{x}}^0} \quad \text{Eq. 2.93}$$

Onde $\underline{\mathbf{d}}_m$ é o vetor de medidas de TDoA, ToA ou AoA, $p(\underline{\mathbf{d}}_m | \underline{\mathbf{x}})$ é a função densidade de probabilidade de $\underline{\mathbf{d}}_m$ condicionada ao vetor $\underline{\mathbf{x}}$ e $\underline{\mathbf{x}}^0$ é o vetor de posição real do móvel.

Admitindo-se que o ruído seja gaussiano, $p(\underline{\mathbf{d}}_m | \underline{\mathbf{x}})$ é gaussiano com média $\underline{\mathbf{d}}_0$ e matriz de covariância $\mathbf{Q}$, o $CRLB$ pode ser expresso por:

$$CRLB = c^2 \left(\frac{\partial p(\underline{\mathbf{d}}_0^T)}{\partial \underline{\mathbf{x}}} \mathbf{Q}^{-1} \frac{\partial p(\underline{\mathbf{d}}_0)}{\partial \underline{\mathbf{x}}^T} \right)^{-1} \Bigg|_{\underline{\mathbf{x}}=\underline{\mathbf{x}}^0} \quad \text{Eq. 2.94}$$

2.3.4.2 Probabilidade de Erro Circular-CEP

Uma medida simples de avaliação da precisão de um método de localização é a probabilidade de erro circular (CEP- *Circular Error Probability*), que é definida como o raio de um círculo cujo centro é a média da estimativa que contém metade das realizações de um vetor aleatório. O CEP é uma medida da incerteza na solução estimada da localização, $\hat{\underline{\mathbf{x}}} = [\hat{x} \ \hat{y}]^T$, relativa à sua média $E[\hat{\underline{\mathbf{x}}}]$. Se o estimador de posição for não enviesado, o CEP é a medida da incerteza do estimador relativa à posição verdadeira da estação móvel. Se a magnitude do vetor de viés, porém, for limitada por B (*Bias*), então, com uma probabilidade de 50%, a estimativa particular estará contida num círculo de raio $B + CEP$ centrado na posição real da estação móvel. O conceito da medida de precisão CEP é ilustrado na Figura 2.4.

Figura 2.4 – Geometria para a determinação da probabilidade de erro circular.

Devido à dificuldade de se expressar o CEP numa equação exata, uma aproximação é freqüentemente usada. Para tal, utiliza-se uma aproximação dentro de 10% de erro através da seguinte expressão:

$$CEP \approx 0,75 \sqrt{E[(\hat{\mathbf{x}} - \hat{\mathbf{\mu}})^T (\hat{\mathbf{x}} - \hat{\mathbf{\mu}})]} = 0,75 \sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_y^2} \quad \text{Eq. 2.95}$$

Onde $\hat{\mathbf{\mu}} = E[\hat{\mathbf{x}}]$, σ_x^2 e σ_y^2 são as variâncias das coordenadas $\hat{x}$ e $\hat{y}$ da posição estimada da estação móvel.

2.3.4.3 Degradação Geométrica da Posição

O GDoP (*Geometric Dilution of Precision*) fornece uma medida do efeito da configuração geométrica das estações bases sobre a estimativa da posição da estação móvel. É definida como sendo a razão entre o erro *RMS* de posição e o erro *RMS* de distância. Portanto, para um estimador não enviesado, o GDoP é dado por:

$$GDoP = \frac{\sqrt{E[(\hat{\mathbf{x}} - \hat{\mathbf{\mu}})^T (\hat{\mathbf{x}} - \hat{\mathbf{\mu}})]}}{\sigma_d} \quad \text{Eq. 2.96}$$

Onde σ_d indica o valor *RMS* das medidas de distância para sistemas TDoA e ToA.

Para AoA, σ_d^2 é a variância média da distância entre cada estação base e um ponto de referência próximo da real posição da estação móvel. O GDoP é um indicador do grau,

no qual o erro *RMS* das medidas é perturbado pela geometria do cenário escolhido para estimar a localização do móvel. Existe uma relação entre o CEP e o GDoP que pode ser expressa por:

$$CEP \approx (0,75\sigma_d)GDoP \quad \text{Eq. 2.97}$$

O GDoP pode ser considerado como um fator que auxilia na escolha do melhor cenário de estações rádio-bases, e que é capaz de produzir a melhor estimativa de localização da estação móvel. Adicionalmente, auxilia no planejamento de redes celulares, a fim de proporcionar um melhor projeto para o provimento de serviços baseados em localização.

3 MODELO DE CANAL

3.1 Introdução

Modelos realísticos de canais de propagação são pré-requisitos absolutos, no que se refere às simulações de localização de usuários no sistema celular. Para sistemas de primeira e segunda geração, o modelo de intensidade de sinal de Okumura-Hata e o modelo banda-larga GSM originados do projeto COST 207 têm sido suficientes. Contudo, esses modelos não podem ser aplicados com segurança para os sistemas de terceira e quarta geração. A principal limitação dos modelos antigos é o tratamento do agrupamento dos espalhadores. Em qualquer canal celular os espalhadores não estão distribuídos uniformemente na área de cobertura, mas sim, em agrupamentos. Um grupo está sempre localizado ao redor do móvel e os outros correspondem a edifícios altos em cenários urbanos e colinas ou montanhas em áreas rurais. Estes grupos distantes acarretam um aumento relevante nas dispersões de atraso e ângulo e, portanto, têm uma considerável influência sobre o sistema de localização. A maioria dos modelos de canais mais antigos ignora os agrupamentos distantes, ou tentam incorporar o aumento da dispersão através da modificação das propriedades do agrupamento ao redor da estação móvel. O modelo COST 259 [55] é baseado numa aproximação geométrica e introduz o conceito de "regiões visíveis" e "funções de transição", para precisamente modelar o comportamento dinâmico dos agrupamentos. O modelo COST 259 representa uma evolução dos modelos anteriores, apresentando as seguintes propriedades:

- Diretividade – Para o uso com antenas adaptativas e diversidade de espaço.
- Inclui polarização no seu modelamento
- Banda-larga – Visando o sistema UMTS e Hiperlan
- Variações em larga escala, modelando o efeito de terminais movendo-se continuamente através da célula.
- Dependente da localização – Um móvel que retorna ao seu ponto inicial após mover-se pela célula experimentará o mesmo canal novamente.

- Célula simples – Múltiplos enlaces para uma simples estação base são modelados simultaneamente com correlação que dependem da separação geográfica dos móveis.

3.2 Visão Geral do Modelo

3.2.1. Resposta Impulsiva do Canal Direcional

O modelo COST-259 é baseado numa resposta impulsiva do canal direcional dependente da localização:

$$\bar{h}(\tau, x, y, \varphi, \theta) = \sum_n a_n \delta(\tau - \tau_n) \delta(\varphi - \varphi_n) \delta(\theta - \theta_n) \hat{p}_n \quad \text{Eq. 3.1}$$

Onde $\{a, \tau, \varphi, \theta, \hat{p}\}$ são funções da posição do móvel (x, y) . Admite-se que a base está na posição $(0,0)$. Na equação, a_n representa a amplitude complexa, τ_n é o atraso temporal, φ_n representa o azimute, θ_n a elevação e $\hat{p}_n$ é a polarização da n -ésima onda. Interpreta-se aqui, que o canal é modelado como uma soma de ondas planas.

Numa simulação, o resultado obtido será um conjunto de $\{a, \tau, \varphi, \theta, \hat{p}\}$ para cada posição (x, y) especificada pelo usuário. Para se obter a resposta impulsiva percebida por um ou vários elementos de antena de uma estação base, este canal necessita ser projetado sobre a antena.

3.2.2. Agrupamentos (*clusters*)

Uma das observações das medições externas é que as componentes no canal impulsivo direcional, equação (3.1), tendem a se concentrar em um ou vários agrupamentos. Dessa forma, um simulador desse modelo de canal deve, inicialmente, caracterizar o número e os parâmetros geométricos desses agrupamentos e, num passo final, gerar as componentes que formam cada agrupamento.

3.2.3. Variações em pequena e larga escala

As variações no canal podem ser divididas em dois grupos, variações em pequena e larga escala. As variações em pequena escala são mudanças que ocorrem com as componentes dentro de um grupo, tal como desvanecimento rápido. O termo desvanecimento rápido advém do fato que estas variações ocorrem na escala de comprimento de onda. Variações em larga escala são mudanças nas propriedades dos agrupamentos, tais como deslocamentos no tempo e direção, alterações de potência, nascimento e morte dos agrupamentos, etc. Estas variações são muito lentas e normalmente não são percebidas a menos que o móvel mova-se várias dezenas de comprimentos de onda.

3.2.4. Descrição do fluxo de simulação do canal

O fluxo de simulação do canal é descrito na Figura 3.1 [55], onde cada parte é descrita com mais detalhes nas seções seguintes:

Figura 3.1 - Modelo de fluxo de simulação do canal direcional do COST 259.

3.2.5. Descrição detalhada do modelo

3.2.5.1 Parâmetros externos

Um simulador de canal baseado no modelo COST-259 demanda, como dados de entrada, os seguintes parâmetros externos:

x, y	Posições do móvel [m]
f	Frequência da portadora [Hz]
MSh	Altura da estação móvel [m]
BSh	Altura da estação base [m]
Tipo de célula.....	Ambiente rádio ‘macro’, ‘micro’ ou ‘pico’.
Cenário.....	Macro: ‘TU’ (Urbano Típico), ‘BU’ (Urbano Ruim), ‘RA’(Área Rural) ou ‘HT’ (Terreno Montanhoso)’.

As posições do móvel são as localizações para as quais o canal deverá ser calculado. Estas poderiam consistir em uma seqüência de localizações formando uma rota para um móvel simples.

Assim, esse simulador de canal deverá calcular as respostas do canal para cada posição especificada na trajetória, de forma que as propriedades de correlação possam ser levadas em conta.

Os cenários consistem em conjuntos de parâmetros do modelo definidos no relatório COST 259, para representar o comportamento do canal rádio em diferentes situações. O tipo de célula (macro, micro ou pico) é o maior nível de divisão para os cenários.

3.2.5.2 Parâmetros específicos do cenário

Dependendo do cenário escolhido, diferentes parâmetros serão usados no modelo. A Tabela 3.1 [55] fornece os valores dos parâmetros usados no processo de modelamento do canal.

Parâmetro	Macro células			
	Urbano Típico	Urbano Ruim	Área Rural	Terreno Montanhoso
Número médio de agrupamentos adicionais, N_0	0,17	1,18	0,06	1,18
Máxima distância ao agrupamento, $d_{\max}$ [m]	3000	3000	5000	5000
Raio da área visível R_D [m]	100	100	300	300
Comprimento de transição da visibilidade L_D [m]	20	20	20	20
Raio da área de visibilidade LoS R_L [m]	30	30	100	100
Comprimento de transição LoS L_L [m]	20	20	20	20
Distância de corte para LoS d_{co} [m]	500	500	5000	5000
Altura média dos edifícios B_h [m]	15	30	5	5
Desvio-padrão do desvanecimento lognormal σ_{shf} [dB]	9	9	6	6
Distância de correlação do desvanecimento lognormal L_{shf} [m]	60	60	60	60
Mediana do Espalhamento de atraso do Agrupamento a 1 km $\overline{\sigma_{\tau 1}}$ [s]	0,4e-6	0,4e-6	0,1e-6	0,1e-6

Expoente da dependência do espalhamento do atraso com a distância: ε	0,5	0,5	0,5	0,5
Desvio-padrão do logaritmo do espalhamento de atraso do agrupamento σ_{σ_r} [dB]	2	2	2	2
Distância de correlação do espalhamento do atraso L_{σ_r} [m]	60	60	60	60
Mediana do espalhamento do azimute $\overline{\sigma_\varphi}$ [graus]	10	10	5	5
Desvio-padrão do logaritmo do espalhamento do azimute σ_{σ_φ} [dB]	2	2	2	2
Distância de correlação do espalhamento do azimute L_{σ_φ} [m]	60	60	60	60
Correlação entre o desvanecimento por sombreamento e logaritmo do espalhamento do atraso $r_{s\tau}$	-0,75	-0,75	-0,75	-0,75
Correlação entre o desvanecimento por sombreamento e logaritmo do espalhamento do azimute $r_{s\varphi}$	-0,75	-0,75	-0,75	-0,75
Correlação entre o logaritmo do espalhamento do atraso e logaritmo do espalhamento do azimute $r_{\tau\varphi}$	0,5	0,5	0,5	0,5

Máximo valor do espalhamento de elevação do primeiro agrupamento $s_{\theta 1 \max}$ (graus)	1	1	1	1
Máximo valor do espalhamento de elevação dos agrupamentos adicionais $s_{\theta 2 \max}$ (graus)	1	1	1	1
Razão de potência de polarização média V/H m_x [dB]	0	0	0	0
Desvio-padrão da Razão de potência de polarização V/H σ_x [dB]	3	3	3	3
Distância de correlação da Razão de potência de polarização V/H L_x [m]	8	8	8	8
Correlação da distância das estatísticas de desvanecimento Rice L_K [m]	8	8	8	8

Tabela 3.1 - Parâmetros de especificação do Cenário.

3.2.5.3 Número de Agrupamentos

Pelo menos um agrupamento está sempre presente, e este é o agrupamento local o qual ocorre devido ao espalhamento local na vizinhança do móvel. Agrupamentos adicionais podem ocorrer devido ao espalhamento do sinal em decorrência de sua reflexão em edifícios distantes, montanhas, etc. No caso estático, o número de agrupamentos adicionais é tomado de uma distribuição de Poisson com média N_0 . Valores apropriados para N_0 nas áreas “BU” (*Bad Urban*), “TU” (*Typical Urban*) e “RA” (*Rural Area*) foram encontrados pela análise dos perfis dos atrasos dos sinais medidos. Um modelo dinâmico onde nascimento e morte dos agrupamentos ocorrem como função da posição foi proposto em [55] e [56]. O princípio está no espalhamento circular

aleatório de “áreas visíveis” com raio R_D através da área de interesse. Um agrupamento é ativado, sempre que o móvel entra na área de visibilidade correspondente e desativado, quando o móvel a deixa. Uma transição suavizada é obtida pelo escalonamento da potência do agrupamento com o fator k_s

$$k_s(x, y) = 1 - \exp\left(-\frac{\max\left(0, R_D - \sqrt{(x - x_D)^2 + (y - y_D)^2}\right)}{L_D}\right) \quad \text{Eq. 3.2}$$

Onde: L_D é o comprimento de transição da região de sombra para não-sombra e (x_D, y_D) é a localização do centro da área de visibilidade. São admitidos, para R_D e L_D , os valores da Tabela 3.1 [55], [56], contudo a densidade de áreas é, então, calculada para dar o mesmo número médio de agrupamentos N_0 , como no modelo estático.

3.2.5.4 Posições dos agrupamentos

Uma vez que o primeiro agrupamento é devido às contribuições provocadas pelo espalhamento local em torno do móvel, o atraso médio e direção deste agrupamento podem ser calculados diretamente da posição do móvel. As variações dinâmicas simplesmente seguem o movimento do móvel.

Para agrupamentos adicionais admite-se que lá existem grandes edifícios, montanhas, etc., nas quais ocorrem os espalhamentos. No modelamento do COST 259 as posições dos espalhadores são aleatoriamente geradas dentro de uma área de raio $d_{\max}$. A direção do agrupamento será sempre na direção do correspondente espalhador, enquanto o atraso é calculado em função do percurso total (estação base - espalhador - móvel). Os espalhadores não se movem, mas o movimento do móvel causa variações dinâmicas do atraso uma vez que ocorrem alterações na distância entre o espalhador e o móvel.

3.2.5.5 Componente em visada direta

A ocorrência de visada direta (LoS) segue o modelo descrito no relatório COST 259 [55], onde a probabilidade de visada direta é dada por:

$$P_{LOS} = \begin{cases} \frac{d_{co} - d}{d_{co}} \frac{BSh - Bh}{BSh} & d < d_{co}, Bh < BSh \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad \text{Eq. 3.3}$$

Onde: d é a distância e BSh é a altura da estação base. A distância de corte d_{co} e a altura média do edifício Bh são dadas pela Tabela 3.1 [55]. Para o caso de móveis em ambientes internos a probabilidade é sempre zero.

Para variações dinâmicas, um modelo de nascimento e morte é usado, onde um número de áreas circulares com raio R_L é distribuído. A diferença é que a densidade não é uniforme, pelo contrário, ela é uma função da distância da estação base de modo a produzir uma probabilidade igual à (3.3). A potência da componente de visada direta é escalonada por:

$$p_{LOS} = \left(\frac{\lambda}{4\pi d} \right)^2 \left(1 - \exp \left(- \frac{\max(R_L - r, 0)}{L_L} \right) \right) \quad \text{Eq. 3.4}$$

Onde r é a distância do móvel ao centro do disco. Isto introduz uma transição suave de ausência de visada direta para visada direta. (No modelo estático acima, r é aleatoriamente gerado no intervalo $[0, R_L]$).

3.2.5.6 Agrupamento e potência da visada direta

A atenuação média do primeiro agrupamento, L_1 , é dada pelos modelos de perdas de percurso empíricos do COST 231, chamado COST 231 – Walfisch-Ikegami em ambiente urbano e COST 231-Hata em ambiente rural. Agrupamentos adicionais possuem uma perda de caminho adicional dada por L_{add} , onde:

$$L_{add} = U(0,20) + 1dB / \mu s \quad \text{Eq. 3.5}$$

Aqui $U(0,20)$ representa uma distribuição uniforme entre zero e vinte. As potências recebidas são calculadas a partir da perda de propagação em relação à potência transmitida (Figura 3.2).

Figura 3.2 - Potências dos agrupamentos.

3.2.5.7 Espalhamento do agrupamento e desvanecimento por sombreamento

Tendo como base o modelo de agrupamento, as componentes de multipercursos de cada agrupamento distribuem-se no tempo, com densidade exponencial (com espalhamento de atraso σ_τ) e em azimuth com densidade laplaciana (com espalhamento σ_ϕ). Os parâmetros dessas distribuições, σ_τ , σ_ϕ juntamente com o desvanecimento por sombreamento, são todos modelados como variáveis com distribuição lognormal e correlacionados. Esta é uma extensão do trabalho de Greenstein e outros [57] de modo a incluir também o espalhamento em azimuth. O espalhamento no tempo também inclui uma dependência por distância de acordo com [57].

$$\text{mediana}(\sigma_\tau) = \overline{\sigma_\tau} = \overline{\sigma_{\tau 1}} d^\epsilon$$

Eq. 3.6

para d em km.

Já a mediana do desvanecimento por sombreamento, P_{shf} , é zero dB e a do espalhamento do azimuth é $\overline{\sigma_\phi}$. A matriz de covariância das três variáveis gaussianas

$$\left[\left(\frac{P_{shf}}{\sigma_{shf}} \right), \left(\frac{10 \log \sigma_\tau}{\sigma_{\sigma_\tau}} \right), \left(\frac{10 \log \sigma_\phi}{\sigma_{\sigma_\phi}} \right) \right] \text{ é dada por:}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & r_{s\tau} & r_{s\varphi} \\ r_{s\tau} & 1 & r_{\tau\varphi} \\ r_{s\varphi} & r_{\tau\varphi} & 1 \end{bmatrix} \quad \text{Eq. 3.7}$$

Funções de autocorrelação exponenciais (no espaço) são usadas para os três parâmetros, com distâncias de autocorrelação $[L_{shf}, L_{\sigma_\tau}, L_{\sigma_\varphi}]$. Todos os parâmetros podem ser encontrados na Tabela 3.1 de [55].

3.2.5.8 Estatística de Desvanecimento rápido

A estatística para o desvanecimento rápido, determinado pelo fator de Rice, K_{Rice} , segue o modelo dado por [58] onde o fator K_{Rice} é uma variável com distribuição lognormal, cuja média depende da perda por propagação:

$$K_{Rice}[dB] = N\left(\frac{26 - \text{excesso de perda do caminho}[dB]}{6}, 6\right) \quad \text{Eq. 3.8}$$

O excesso de perda do caminho é a diferença, em dB, entre a atenuação média do sinal, L_1 , e a atenuação do espaço livre. O fator K_{Rice} resultante é usado para determinar a razão entre as potências do caminho direto e a potência do primeiro agrupamento:

$$P_{LoS} = \frac{K_{Rice}}{K_{Rice} + 1} P_{Total} \quad P_{PRIM.AGRUP} = \frac{1}{K_{Rice} + 1} P_{Total} \quad \text{Eq. 3.9}$$

Variações espaciais em larga escala desse parâmetro são modeladas por uma função de correlação exponencial com distância de correlação, L_k , dada Tabela 3.1 [55].

3.2.5.9 Componentes de Multipercurso

O perfil médio de potência de cada agrupamento é dado pela seguinte função:

$$p(\tau, \varphi, \theta) = \frac{1}{\sigma_\tau} \exp\left(-\frac{\tau}{\sigma_\tau}\right) \frac{1}{\sigma_\varphi} \exp\left(-\sqrt{2} \left|\frac{\varphi}{\sigma_\varphi}\right|\right) \frac{1}{\sigma_\theta} \exp\left(-\sqrt{2} \left|\frac{\theta}{\sigma_\theta}\right|\right) \quad \text{Eq. 3.10}$$

Onde $\{\sigma_\tau, \sigma_\varphi, \sigma_\theta\}$ representam os espalhamentos de atraso, de azimute e de elevação. Em outras palavras, a função de espalhamento é exponencial no caso do atraso e laplaciana nos casos do azimute e de elevação [55]. Assim, para cada agrupamento, N_m componentes de multipercurso são geradas com esse perfil médio normalizado, sendo a potência total escalonada pela perda do caminho e pelo desvanecimento por sombreamento.

3.3 Utilização do Modelo COST 259

Ao utilizar-se uma rotina implementada com base no modelo descrito [55], obtêm-se os seguintes parâmetros de saída (K é o número de posições que o móvel poderá assumir durante certo intervalo de tempo $K\Delta t$ em relação à base j).

$p_j [K \times M]$	Potências dos grupos, onde N é o número de grupos.
$\tau_j [K \times M]$	Atrasos dos grupos
$\varphi_j [K \times M]$	Azimuthes dos grupos
$\theta_j [K \times M]$	Elevações dos grupos
$\sigma\tau_j [K \times M]$	Espalhamentos de atrasos dos grupos
$\sigma\varphi_j [K \times M]$	Espalhamentos de azimuthes dos grupos
$\sigma\theta_j [K \times M]$	Espalhamentos das elevações dos grupos
$h\nu_j [N_{tot} \times K]$	Amplitudes complexas das componentes de multipercurso, polarização vertical.
$hh_j [N_{tot} \times K]$	Amplitudes complexas das componentes de multipercurso, polarização horizontal.
$h\tau_j [N_{tot} \times K]$	Atraso absoluto das componentes de multipercurso
$h\varphi_j [N_{tot} \times K]$	Azimuth das componentes de multipercurso
$h\theta_j [N_{tot} \times K]$	Elevação das componentes de multipercurso

Onde $N_{tot} = N_m^*(N-1)+1$, onde N_m é o número de caminhos por grupo e cujo valor é igual a 40.

Para simular, então, uma pessoa utilizando o seu terminal durante um intervalo de tempo $K\Delta t$, com pequenos deslocamentos aleatórios com dimensão de centímetros em torno de uma posição fixa, utiliza-se essa rotina fornecendo como parâmetros de entrada K posições aleatórias dentro de um círculo de meio comprimento de onda em torno da posição real do móvel. Obtiveram-se, assim, os parâmetros de atraso de cada componente de multipercursos ($h\tau_i$) e sua amplitude complexa ($h\nu_i$) para esse vetor de posições de dimensão K .

Através destes valores fornecidos pela simulação, o receptor virtual obtém uma estimativa do atraso em excesso médio entre a estação base j e o terminal móvel numa posição k pela seguinte equação:

$$\tau_{j,k} = \frac{\sum_i h\tau_{i,k} |h\nu_{i,k}|^2}{\sum_i |h\nu_{i,k}|^2} \quad \text{Eq. 3.11}$$

Ou seja, a média dos atrasos de todos multipercursos, ponderada pelas suas respectivas potências.

Desta forma, obtém-se um vetor de atrasos médios de dimensão K para cada estação base j , ou seja:

$$\underline{\tau}_j = [\tau_{j,1} \quad \tau_{j,2} \quad \cdots \quad \tau_{j,K}] \quad j = 1, 2, \dots, N \quad \text{Eq. 3.12}$$

Com estes vetores de atrasos estima-se o atraso médio durante o período de medida de $K\Delta t$, entre a estação base j e o terminal, ou seja:

$$\bar{\tau}_j = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \tau_{j,k} \quad \text{Eq. 3.13}$$

O desvio-padrão deste vetor de posições é estimado através da relação:

$$\sigma_{\tau_j} = \sqrt{\frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (\tau_{j,k} - \bar{\tau}_j)^2} \quad \text{Eq. 3.14}$$

Observou-se, assim, através de simulações, que existe certo grau de correlação entre este atraso estimado e seu desvio-padrão, o qual representa o grau de espalhamento

do atraso. Essa correlação existe tanto em ambiente macro urbano típico quanto em área rural.

A existência dessa correlação é também relatada na literatura [9] para dados obtidos experimentalmente em ambientes reais. Assim, da mesma forma que deveria-se obter experimentalmente o fator de proporcionalidade entre essa média e o seu desvio-padrão, foi realizado, como relatado na próxima seção, uma calibração virtual do ambiente de propagação, utilizando o modelo COST-259.

3.3.1. Calibração

Por se saber que existe esta correlação entre o atraso médio e o seu desvio-padrão, partiu-se para uma série de simulações de modo a se estimar este fator de proporcionalidade entre as duas grandezas, de forma que este fator fôsse usado na nova formulação de localização proposta no capítulo 4. Esse procedimento de se estimar este fator foi chamado de calibração e foi realizado tanto em ambiente Macro, Rural quanto em Urbano Típico.

Para calibração do algoritmo proposto, partiu-se de uma estrutura celular, conforme apresentado na Figura 3.3, ou seja, com uma estação móvel e quatro estações bases. Para um ambiente urbano típico tem-se $L = 250\text{m}$ e para área rural $L = 2500\text{m}$. As estações bases de números dois a quatro deverão estar aleatoriamente localizadas dentro de áreas quadradas ao redor de uma área de mesma geometria, onde está localizada, e do mesmo modo, a estação base de número um. A estação móvel está localizada numa posição aleatória dentro da área central. Utilizou-se uma distribuição uniforme (em área) para gerar as posições, tanto das estações bases (50 posições) quanto da estação móvel (1000 posições geradas para cada configuração de estações bases).

- Propriedades do canal: canal de banda larga, com desvanecimento lento e rápido, com aparecimento e desaparecimento dos grupos, variações dinâmicas no atraso/azimute e variações dinâmicas da componente de visada direta.

Com os parâmetros obtidos pôde-se calcular o atraso médio para cada posição equação (3.13) e o seu respectivo desvio-padrão equação (3.14). Na Figura 3.4 e Figura 3.5 são apresentados todos os pontos do atraso em excesso médio *versus* desvio-padrão do atraso, convertidos para metros para os dois cenários analisados.

Com esses 50000 pontos simulados, obteve-se uma relação média entre o atraso em excesso médio e o desvio-padrão (fator de calibração) dado por:

1. Fator (área rural) = 6,99
2. Fator (urbano típico) = 7,02

Sendo que os fatores de correlação para esses cenários foram iguais a 0,94 e 0,86, respectivamente. Como essa correlação é alta, parece razoável, que ao se estimar o desvio-padrão da medida de distância entre cada uma das estações rádio-base e a unidade móvel, esse fator de calibração médio possa ser utilizado para diminuir o erro médio de localização.

Dessa forma, esses fatores de calibração serão usados no algoritmo de localização apresentado no capítulo 4, para compensar os erros introduzidos, devido à ausência de visada direta e espalhamento dos grupos.

Figura 3.4 - Gráfico do erro de distância médio x desvio-padrão (área Rural).

Figura 3.5 - Gráfico do erro de distância médio x desvio-padrão (Urbano Típico).

4 NOVO MÉTODO PROPOSTO DE LOCALIZAÇÃO

4.1 Introdução

Este capítulo apresenta um novo método de estimativa de localização usando a relação existente entre o atraso de excesso médio e o espalhamento do atraso (“delay spread”) em um canal de propagação de um sistema celular, relação essa confirmada pelos dados obtidos no Capítulo 3. Uma vez estimado o espalhamento do atraso, este valor é utilizado para corrigir as distâncias na equação de localização, diminuindo o erro de localização associado à propagação sem visada direta. Adicionalmente, para o móvel em movimento, uma filtragem de Kalman é aplicada para estimativa das distâncias médias entre estação base e terminais. Após obterem-se as estimativas de localização através do algoritmo proposto, novamente, outra filtragem de Kalman é utilizada para diminuir a variância do erro de localização final.

4.2 Algoritmo proposto

Em grandes cidades e áreas montanhosas, a propagação em sistemas de telefonia celular ocorre freqüentemente sem visada direta (NLoS). Nessa condição, a comunicação é mantida via multipercursos. Esses multipercursos terão trajetórias diferentes e percorrerão caminhos mais longos que o da visada direta, o que causará erros na determinação da posição da unidade móvel. Esses erros podem ser muito grandes e enviesados, tornando-os dominantes sobre outros erros de medida. No algoritmo aqui proposto, foi explorada a relação entre o espalhamento dos atrasos de multipercurso e o viés que ele provoca, para tentar diminuir o erro da estimativa.

Seja o problema de localização no espaço bi-dimensional, por simplicidade, mas que este pode ser facilmente estendido para o espaço tri-dimensional. Considere um sistema onde se têm M estações bases arbitrariamente distribuídas num plano (Figura 4.1). As posições dessas bases são parâmetros determinísticos conhecidos (x_i, y_i) $i = 1, 2, \dots, M$. Uma estação móvel está numa outra posição neste plano, cujas coordenadas (x, y) são parâmetros desconhecidos. Através de medidas de atrasos,

cada estação base mede a distância entre esta e o móvel. Essa distância medida, chamada d_i , é uma variável aleatória que pode ser escrita como:

$$d_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} + n_i \quad \text{Eq. 4.1}$$

Sendo n_i uma variável aleatória, representando o erro na medida de distância devido à ausência de visada direta e a outros erros de medida.

Figura 4.1 - Localização no plano 2-D.

Neste texto foram utilizados os caracteres *itálicos* para representar valores determinísticos e caracteres em **negrito** para as quantidades aleatórias. Os vetores foram representados por caracteres minúsculos grifados e matrizes por caracteres maiúsculos.

Rearranjando os termos em (4.1) e elevando-os ao quadrado, obtêm-se:

$$(d_i - n_i)^2 = (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 = \mathbf{x}^2 + \mathbf{y}^2 + x_i^2 + y_i^2 - 2\mathbf{x}x_i - 2\mathbf{y}y_i \quad \text{Eq. 4.2}$$

ou

$$(d_i - n_i)^2 - l_i^2 = \mathbf{r}^2 - 2\mathbf{x}x_i - 2\mathbf{y}y_i \quad \text{Eq. 4.3}$$

Com $\mathbf{r}^2 = \mathbf{x}^2 + \mathbf{y}^2$ e $l_i^2 = x_i^2 + y_i^2$.

Definindo-se, $\mathbf{z} = [\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{r}^2]^T$

$$G = \begin{bmatrix} -2x_1 & -2y_1 & 1 \\ -2x_2 & -2y_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ -2x_M & -2y_M & 1 \end{bmatrix}$$

e

$$\underline{\mathbf{h}} = \begin{bmatrix} (\mathbf{d}_1 - \mathbf{n}_1)^2 - l_1^2 \\ (\mathbf{d}_2 - \mathbf{n}_2)^2 - l_2^2 \\ \vdots \\ (\mathbf{d}_M - \mathbf{n}_M)^2 - l_M^2 \end{bmatrix},$$

A equação (4.3) pode ser colocada na forma matricial como:

$$\underline{\mathbf{h}} = G \underline{\mathbf{z}} \quad \text{Eq. 4.4}$$

Usando a pseudo-inversa de G , (4.4) pode ser reescrita como:

$$\underline{\mathbf{z}} = (G^T G)^{-1} G^T \underline{\mathbf{h}} \quad \text{Eq. 4.5}$$

Como valor do vetor $\underline{\mathbf{h}}$ não é conhecido, necessita-se obter sua estimativa, baseada somente no nosso conhecimento dos valores medidos $\mathbf{d}_i$, e usar essa estimativa para estimar o vetor $\underline{\mathbf{z}}$. Ao usarem-se caracteres em negrito, com um chapéu para representar estas estimativas, tem-se:

$$\hat{\underline{\mathbf{z}}} = (G^T G)^{-1} G^T \hat{\underline{\mathbf{h}}} = (G^T G)^{-1} G^T E\{\underline{\mathbf{h}} | \underline{\mathbf{d}}\}, \quad \text{Eq. 4.6}$$

sendo

$$E\{\underline{\mathbf{h}}_i | \underline{\mathbf{d}}\} = E\{\underline{\mathbf{h}}_i | \mathbf{d}_i\} = E\{\mathbf{d}_i^2 - 2\mathbf{d}_i \mathbf{n}_i + \mathbf{n}_i^2 - l_i^2 | \mathbf{d}_i\} = \mathbf{d}_i^2 - 2\mathbf{d}_i E\{\mathbf{n}_i | \mathbf{d}_i\} + E\{\mathbf{n}_i^2 | \mathbf{d}_i\} - l_i^2 \quad \text{Eq. 4.7}$$

Como estimativas de $E\{\mathbf{n}_i | \mathbf{d}_i\}$ e $E\{\mathbf{n}_i^2 | \mathbf{d}_i\}$ optou-se em estimar as médias de $\mathbf{n}_i$ e $\mathbf{n}_i^2$ obtendo-se o estimador:

$$E\{\underline{\mathbf{h}}_i | \underline{\mathbf{d}}\} = E\{\underline{\mathbf{h}}_i | \mathbf{d}_i\} \cong \mathbf{d}_i^2 - 2\mathbf{d}_i E\{\mathbf{n}_i\} + E\{\mathbf{n}_i^2\} - l_i^2 \quad \text{Eq. 4.8}$$

Ao obterem-se boas estimativas para $E\{\mathbf{n}_i\}$ e $E\{\mathbf{n}_i^2\}$ e substituindo-as em (4.8) e (4.6), obtém-se, então, uma estimativa para $\underline{\mathbf{z}}$.

No entanto, o estimador de $\mathbf{h}_i$, dado por (4.8), trata-se de um estimador enviesado, pois:

$$E\{\mathbf{d}_i^2 - 2\mathbf{d}_i E\{\mathbf{n}_i\} + E\{\mathbf{n}_i^2\} - l_i^2 - \mathbf{h}_i\} = 2\sigma_{n_i}^2 \quad \text{Eq. 4.9}$$

Possuindo, portanto, um viés dado por $2\sigma_{n_i}^2$.

Ao subtrair-se este viés de (4.8), obtém-se:

$$\begin{aligned} E\{\mathbf{h}_i|\underline{\mathbf{d}}\} &= E\{\mathbf{h}_i|\mathbf{d}_i\} = \mathbf{d}_i^2 - 2\mathbf{d}_i E\{\mathbf{n}_i\} + E\{\mathbf{n}_i^2\} - 2\sigma_{n_i}^2 - l_i^2 = \\ &= \mathbf{d}_i^2 - 2\mathbf{d}_i E\{\mathbf{n}_i\} + E^2\{\mathbf{n}_i\} - \sigma_{n_i}^2 - l_i^2 = \mathbf{d}_i^2 - 2\mathbf{d}_i \mu_{n_i} + \mu_{n_i}^2 - \sigma_{n_i}^2 - l_i^2 \end{aligned} \quad \text{Eq. 4.10}$$

De (4.1) concluí-se que $\sigma_{d_i}^2 = \sigma_{n_i}^2$, portanto, se $\sigma_{d_i}^2$ for estimado diretamente das medidas e, se houver uma proporcionalidade entre σ_{n_i} e μ_{n_i} como foi admitido no capítulo 3, ou seja, $\mu_{n_i} = \alpha \sigma_{n_i}$, a seguinte estimativa pode ser utilizada para este parâmetro:

$$\hat{\mu}_{n_i} = \alpha \hat{\sigma}_{d_i} \quad \text{Eq. 4.11}$$

Na prática, pode-se estimar $\sigma_{d_i}^2$ tomando K medidas independentes de $\mathbf{d}_i$ (admite-se que $\mathbf{x}$ e $\mathbf{y}$ permanecem constantes durante as medidas) através da expressão:

$$\hat{\sigma}_d^2 = \frac{1}{K-1} \sum_{j=1}^K (\mathbf{d}_{i,j} - \bar{\mathbf{d}}_i)^2 \quad \text{Eq. 4.12}$$

Onde:

$$\bar{\mathbf{d}}_i = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (\mathbf{d}_{i,k}). \quad \text{Eq. 4.13}$$

Também, se for utilizado o valor médio de $\mathbf{d}_i$ sobre K medidas, ou seja, $\bar{\mathbf{d}}_i$, em (4.1), a equação (4.10) pode ser reescrita, como:

$$E\{\mathbf{h}_i|\underline{\mathbf{d}}\} = \bar{\mathbf{d}}_i^2 - 2\bar{\mathbf{d}}_i \mu_{n_i} + \mu_{n_i}^2 - \frac{\sigma_{d_i}^2}{K} - l_i^2$$

E, assim,

$$\hat{E}\{\mathbf{h}_i|\underline{\mathbf{d}}\} = \bar{\mathbf{d}}_i^2 - 2\bar{\mathbf{d}}_i \mu_{n_i} + \mu_{n_i}^2 - \frac{\sigma_{d_i}^2}{K} - l_i^2 \quad \text{Eq. 4.14}$$

E a estimativa $\hat{\underline{\mathbf{z}}}$ pode ser obtida, utilizando-se (4.6).

Nessa primeira estimativa de $\hat{\underline{\mathbf{z}}}$, da mesma forma como feito em [8] admitiu-se a independência das variáveis $\mathbf{x}$, $\mathbf{y}$ e $\mathbf{r}^2$, embora a variável $\mathbf{r}^2$ seja dependente das variáveis $\mathbf{x}$ e $\mathbf{y}$. Portanto, para melhorar a precisão da estimativa de localização, deve-se usar esta dependência, conforme a seguir.

Ao considerarem-se, agora, os valores determinísticos x e y para a posição a ser estimada, sejam os erros de estimativa de x , y e r^2 dados por $\mathbf{e}_1$, $\mathbf{e}_2$ e $\mathbf{e}_3$ respectivamente. Então as entradas do vetor $\hat{\mathbf{z}}$ tornam-se:

$$\hat{\mathbf{z}}_1 = x + \mathbf{e}_1, \hat{\mathbf{z}}_2 = y + \mathbf{e}_2, \hat{\mathbf{z}}_3 = r^2 + \mathbf{e}_3. \quad \text{Eq. 4.15}$$

Definindo-se outro vetor de erro, como sendo:

$$\underline{\phi}' = \underline{\mathbf{h}}' - G' \underline{\mathbf{z}}_p \quad \text{Eq. 4.16}$$

Onde:

$$\underline{\mathbf{h}}' = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{z}}_1^2 \\ \hat{\mathbf{z}}_2^2 \\ \hat{\mathbf{z}}_3 \end{bmatrix}, G' = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{Eq. 4.17}$$

e $\underline{\mathbf{z}}_p = \begin{bmatrix} x^2 \\ y^2 \end{bmatrix}$ e substituindo (4.17) em (4.16), obtém-se:

$$\begin{aligned} \phi'_1 &= 2x\mathbf{e}_1 + \mathbf{e}_1^2 \approx 2x\mathbf{e}_1 \\ \phi'_2 &= 2y\mathbf{e}_2 + \mathbf{e}_2^2 \approx 2y\mathbf{e}_2 \\ \phi'_3 &= \mathbf{e}_3 \end{aligned} \quad \text{Eq. 4.18}$$

Claramente, as aproximações acima são válidas, somente quando os erros $\mathbf{e}_1$, $\mathbf{e}_2$ e $\mathbf{e}_3$ são muito pequenos. A matriz de covariância de $\underline{\phi}'$ é dada por:

$$\text{cov}(\underline{\phi}') = \Psi' = 4B' \text{cov}(\hat{\mathbf{z}})B' \quad \text{Eq. 4.19}$$

com

$$B' = \text{diag}\{x; y; 0,5\}. \quad \text{Eq. 4.20}$$

e

$$\text{cov}(\hat{\mathbf{z}}) = \begin{bmatrix} E[\mathbf{e}_1^2] & E[\mathbf{e}_1\mathbf{e}_2] & E[\mathbf{e}_1\mathbf{e}_3] \\ E[\mathbf{e}_1\mathbf{e}_2] & E[\mathbf{e}_2^2] & E[\mathbf{e}_2\mathbf{e}_3] \\ E[\mathbf{e}_1\mathbf{e}_3] & E[\mathbf{e}_2\mathbf{e}_3] & E[\mathbf{e}_3^2] \end{bmatrix} \quad \text{Eq. 4.21}$$

Como uma primeira aproximação, os elementos x e y na matriz B' podem ser substituídos pelos primeiros dois elementos $\hat{z}_1$ e $\hat{z}_2$ em $\hat{\underline{z}}$. Portanto, a estimativa de máxima verossimilhança (ML) de $\underline{z}_p$ é dada por:

$$\begin{aligned}\hat{\underline{z}}_p &= (G'^T \Psi'^{-1} G')^{-1} G'^T \Psi'^{-1} \underline{\mathbf{h}}' = \\ &= (G'^T B'^{-1} (\text{cov}(\hat{\underline{z}}))^{-1} B'^{-1} G')^{-1} G'^T B'^{-1} (\text{cov}(\hat{\underline{z}}))^{-1} B'^{-1} \underline{\mathbf{h}}'.\end{aligned}\quad \text{Eq. 4.22}$$

Desta forma, a estimativa da posição final $\hat{\underline{z}}' = [\hat{x} \quad \hat{y}]^T$ é dada por:

$$\hat{\underline{z}}' = \sqrt{\hat{\underline{z}}_p} \quad \text{ou} \quad \hat{\underline{z}}' = -\sqrt{\hat{\underline{z}}_p} \quad \text{Eq. 4.23}$$

Aqui o sinal de $\hat{x}$ deverá coincidir com o sinal de $\hat{z}_1$ calculado pela solução de (4.5), e o sinal de $\hat{y}$ coincide com o sinal de $\hat{z}_2$.

Nesse algoritmo, considerou-se que a posição desconhecida da unidade móvel é constante no tempo ou, pelo menos, quase constante durante o intervalo de tempo utilizado para se obter as K amostras utilizadas nas médias. Caso o movimento da unidade móvel não possa ser desprezado, pode-se melhorar o algoritmo anterior através da utilização da filtragem de Kalman, como será visto na próxima seção.

4.3 Filtragem de Kalman

Num terminal móvel, além do ruído gerado pelas condições de propagação do sinal no meio, tem-se o ruído gerado pelo movimento. De forma a se compensar este tipo de ruído, propõe-se a utilização do filtro de Kalman como elemento estimador das distâncias entre o móvel e as estações bases. Desta forma, o filtro de Kalman é usado na determinação dos valores de distância média $E\{\mathbf{d}_i(t)\}$, em tempo real, entre o terminal móvel em movimento e a i -ésima estação base, ao invés da equação (4.13); já incluindo, assim, a eventual velocidade (admitida aproximadamente constante) da unidade móvel. Este valor de $E\{\mathbf{d}_i(t)\}$ é utilizado, então, para calcular $\sigma_{n_i}^2$ através de:

$$\hat{\sigma}_{n_i}^2 = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (\mathbf{d}_i(t) - E[\mathbf{d}_i(t)])^2 \quad \text{Eq. 4.24}$$

Dessa forma, se a unidade móvel estiver em movimento com velocidade constante, essa velocidade não interferirá no valor estimado para a variância da medida, desde que esta tenha sido eficientemente estimada pelo filtro de Kalman.

A estimativa $\hat{\mu}_{n_i}$ pode ser obtida, então, através de (4.11) e o restante do algoritmo é aplicado, como visto na seção 4.2.

Adicionalmente, após a determinação da posição do móvel através da equação (4.23), pode-se utilizar novamente a filtragem de Kalman para rastrear o terminal móvel, diminuindo-se, com isto, a variância final do erro de localização.

No próximo item será explicada a utilização do filtro de Kalman com o algoritmo proposto, sendo que no apêndice é apresentada a teoria básica sobre o filtro de Kalman.

4.3.1. Algoritmo proposto com filtragem de Kalman

No caso da estimativa da distância a cada uma das estações base, o vetor de estados é dado por $\underline{x}_k = [\underline{d}_k(t) \quad \underline{v}_k(t)]^T$ onde $\underline{d}_k(t)$ representa a distância estimada em função do tempo e $\underline{v}_k(t)$ a velocidade radial estimada.

As equações de estado e de medidas consideradas na implementação do filtro de Kalman são dadas por (vide apêndice):

$$\underline{x}_{k+1} = \Phi \underline{x}_k + \Gamma \underline{w}_k \quad \text{Eq. 4.25}$$

$$\underline{y}_k = H \underline{x}_k + \underline{v}_k \quad \text{Eq. 4.26}$$

Onde $\Phi = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, $\Gamma = [1 \quad 0]$, $H = [1 \quad 0]$ e $\underline{y}_k = \tau_{j,k} c$, sendo Δt o intervalo entre as amostras e c é a velocidade da luz.

O vetor $\underline{w}_k$ e o escalar $\underline{v}_k$ são, respectivamente, o ruído de estado e de medida com matrizes de covariâncias consideradas conhecidas para o problema.

O escalar $\tau_{j,k}$ multiplicado pela velocidade da luz (c) é a distância medida pelo receptor da base j com o terminal móvel num determinado tempo k (y_k) e este valor é utilizado como entrada para o filtro de Kalman.

Desta forma o processo iterativo de operação do filtro será dado por:

$$\underline{x}_{k+1,k} = \Phi \underline{x}_{k,k} \quad \text{Eq. 4.27}$$

$$P_{k+1,k} = \Phi P_{k,k} \Phi^T + \Gamma Q \Gamma^T \quad \text{Eq. 4.28}$$

$$K = P_{k+1,k} H^T (H P_{k+1,k} H^T + R)^{-1} \quad \text{Eq. 4.29}$$

$$P_{k+1,k+1} = P_{k+1,k} - K H P_{k+1,k} \quad \text{Eq. 4.30}$$

$$\underline{x}_{k+1,k+1} = \underline{x}_{k+1,k} + K(y_{k+1} - H \Phi \underline{x}_{k,k}) \quad \text{Eq. 4.31}$$

Onde K representa o ganho do filtro, $P_{k,k}$ representa a matriz de covariância de $\underline{x}_{k,k}$, R representa a matriz de covariância do ruído medido e Q a matriz de covariância do ruído de estado.

No caso da estimativa final da posição do móvel o vetor de estados será dado por:

$$\underline{x}_k = \begin{bmatrix} x_k & y_k & v_{x_k} & v_{y_k} \end{bmatrix}^T \quad \text{Eq. 4.32}$$

Onde (x_k, y_k) representa a coordenada do móvel e (v_{x_k}, v_{y_k}) as velocidades do móvel nas direções x e y , respectivamente. E o vetor de entradas $\underline{y}_k$ dado por:

$$\underline{y}_k = \begin{bmatrix} \hat{x}_k & \hat{y}_k \end{bmatrix}^T \quad \text{Eq. 4.33}$$

Onde as coordenadas $\hat{x}_k$ e $\hat{y}_k$ são as estimativas de posições geradas pelo algoritmo proposto de estimativa de localização. Assim, os outros parâmetros do filtro de Kalman serão dados por:

$$\Phi = \begin{bmatrix} I & \Delta t I \\ 0 & I \end{bmatrix}, \Gamma = \begin{bmatrix} I & 0 \end{bmatrix}, H = \begin{bmatrix} I & 0 \end{bmatrix} \quad \text{Eq. 4.34}$$

Sendo I uma matriz identidade de ordem dois.

5 SIMULAÇÕES E RESULTADOS

5.1 Introdução

Neste capítulo serão apresentadas as simulações realizadas com os algoritmos propostos e seus resultados, comparando-os com os principais algoritmos conhecidos. Foram realizadas simulações em três cenários:

1. Num primeiro cenário, 1000 posições do móvel foram sorteadas aleatoriamente e, para cada posição, somam-se o ruído de medida gaussiano e o ruído de ausência de visada direta (com distribuição Rayleigh ou constante) de onde são extraídos as distâncias médias e os desvios-padrões das medidas. É aplicado o algoritmo proposto utilizando-se um fator de calibração que é dado pela relação entre a média da distribuição e o seu desvio-padrão, a qual é fixa no caso das distribuições Rayleigh e constante. Nas simulações, são analisadas as situações, tanto para pequenas, quanto para grandes distâncias entre o terminal móvel e as quatro estações bases.
2. Num segundo cenário, novamente, 1000 posições do móvel são sorteadas, mas para cada posição sorteadas considera-se um pequeno movimento aleatório do móvel em torno desta posição, simulando-se o movimento de uma pessoa conversando em seu celular. A arquitetura celular é a mesma apresentada no capítulo 3. O canal de propagação utilizado é o COST 259 descrito no capítulo 3 no qual, inclusive, foram estimados os fatores de calibração do algoritmo proposto (6,99 para área rural e 7,02 para área urbana típica) de forma a corrigir os erros introduzidos, devido aos espalhamentos dos grupos e de condições sem visada direta. Neste caso, para cada posição sorteadas, estimam-se o atraso médio (distância média) e seu desvio-padrão através de K medidas de distâncias num intervalo de $K\Delta t$ s.
3. Num terceiro cenário o móvel apresenta-se em movimento. A arquitetura celular é a mesma apresentada no capítulo 3 e o canal de propagação utilizado é o COST 259, simulando-se as condições, tanto de um ambiente rural, como de um ambiente urbano típico. Para melhorar a estimativa da posição final utilizou-se um

filtro de Kalman após o algoritmo proposto de forma a diminuir a variância do erro final de localização.

5.1.1. Primeiro Cenário

As simulações foram realizadas considerando-se duas situações. No primeiro caso (caso 1), admite-se a existência de quatro receptores ($M=4$), bastante afastados uns dos outros (mais de 4 km). Suas posições são:

$(x_1=0 \text{ km}, y_1=0 \text{ km})$, $(x_2=-5 \text{ km}, y_2=8 \text{ km})$, $(x_3=4 \text{ km}, y_3=6 \text{ km})$, $(x_4=-2 \text{ km}, y_4=4 \text{ km})$ e a fonte (móvel) é posicionada aleatoriamente num espaço quadrado definido por $0 \text{ km} \leq |x_0, y_0| \leq 5 \text{ km}$, com distribuição uniforme nessa área.

No segundo caso (caso 2), admitem-se que os quatro receptores estejam localizados próximos uns dos outros. Suas posições são:

$(x_1=0 \text{ m}, y_1=0 \text{ m})$, $(x_2=-500 \text{ m}, y_2=800 \text{ m})$, $(x_3=400 \text{ m}, y_3=600 \text{ m})$, $(x_4=-200 \text{ m}, y_4=400 \text{ m})$ e a fonte (móvel) é posicionada aleatoriamente num espaço quadrado definido por $0 \text{ m} \leq |x_0, y_0| \leq 500 \text{ m}$ também com distribuição uniforme.

Como canal de propagação utiliza-se um ruído de medida com densidade gaussiana e um erro de ausência de visada direta (NLoS), com distribuição Rayleigh ou uniforme. As distâncias medidas são, portanto, obtidas através das seguintes expressões:

$$d_i = d_i^0 + \mathbf{n}_{med} + \mathbf{n}_{NLoS} \quad \text{Eq. 5.1}$$

Onde d_i^0 é a distância exata da estação móvel até i -ésima estação base, $\mathbf{n}_{med}$ é uma variável aleatória gaussiana com desvio-padrão σ_{med} , representando o erro de medida, e $\mathbf{n}_{NLoS}$, devido à propagação NLoS, é uma variável aleatória com distribuição uniforme no intervalo $[0 - N_{Unif}]$, ou com distribuição Rayleigh com desvio-padrão σ_{Rayl} . Foram utilizadas as distribuições Rayleigh e uniforme, pois, para estas distribuições, as relações entre média e desvio-padrão são fixas e conhecidas, sendo dadas por:

$$\hat{E}\{\mathbf{n}_i\} = \sqrt{\pi/2} \sigma = \sqrt{\pi/(4-\pi)} \sigma_{Rayl} \quad \text{Eq. 5.2}$$

$$\hat{E}\{\mathbf{n}_i\} = \sqrt{3} \sigma_{Unif} \quad \text{Eq. 5.3}$$

Estimou-se o erro de localização médio, tomando-se uma média de 1000 posições aleatoriamente escolhidas (x, y) . Para cada posição, estimou-se uma distância média.

$$\bar{\mathbf{d}}_i = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (\mathbf{d}_{i,k}) \quad , \quad \text{Eq. 5.4}$$

E o seu desvio-padrão:

$$\hat{\sigma}_{\mathbf{d}_i} = \sqrt{\frac{1}{(K-1)} \sum_{j=1}^K \left(\mathbf{d}_{i,j} - \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (\mathbf{d}_{i,k}) \right)^2} \quad \text{Eq. 5.5}$$

Tomando-se a média de K medidas de distâncias independentes $(\mathbf{d}_{i,k})$. O erro médio estimado $\hat{E}\{\mathbf{n}_i\}$ é obtido das relações (5.2) e (5.3) e esses valores, substituídos na equação (4.14) e, depois em (4.6), (4.22) e (4.23) nos fornecem as estimativas para a posição da unidade móvel.

Avaliou-se o desempenho do algoritmo proposto, comparando-o ao algoritmo de Wang [8] e ao algoritmo de Chan [7] com uma correção para ausência de visada direta (NLoS). No algoritmo de Wang, para cada posição $(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ foram obtidas K estimativas $(\mathbf{x}_n, \mathbf{y}_n)$ e tomou-se a média delas para obter a estimativa final, isto é:

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{K} \sum_{n=1}^K \mathbf{x}_n \quad \text{e} \quad \bar{\mathbf{y}} = \frac{1}{K} \sum_{n=1}^K \mathbf{y}_n \quad \text{Eq. 5.6}$$

Já no algoritmo de Chan, além de se efetuar a média acima, foi aplicada uma correção para compensar erros devidos à ausência de visada direta, como proposto Y. Jeong [9]. Esta correção é dada por:

$$\bar{\mathbf{d}}_{i,1} \text{ corrigido} = (\bar{\mathbf{d}}_i - E[\mathbf{n}_i]) - (\bar{\mathbf{d}}_1 - E[\mathbf{n}_1]) \quad \text{Eq. 5.7}$$

Onde $\bar{\mathbf{d}}_{i,1} = \bar{\mathbf{d}}_i - \bar{\mathbf{d}}_1$ representa a diferença de distância média medida entre os receptores i e o receptor um. Essa correção foi utilizada, antes de se aplicar a equação de estimativa de localização de Chan [7].

As grandezas utilizadas na comparação desses métodos são: a probabilidade acumulada do erro de localização, dada por:

$$P(\mathbf{e} \leq e) = P\left[\sqrt{(\hat{\mathbf{x}} - x_0)^2 + (\hat{\mathbf{y}} - y_0)^2} \leq e\right] \quad \text{Eq. 5.8}$$

Onde e é dado pelo erro de localização estimado para cada posição do móvel sorteada, o erro de localização médio (ELM), que é dado por:

$$ELM = E \left[\sqrt{(\hat{\mathbf{x}} - x_0)^2 + (\hat{\mathbf{y}} - x_0)^2} \right] \quad \text{Eq. 5.9}$$

E a raiz quadrada do erro de localização quadrático médio, dada por:

$$\sqrt{ELQM} = \sqrt{E[(\hat{\mathbf{x}} - x_0)^2 + (\hat{\mathbf{y}} - x_0)^2]} \quad \text{Eq. 5.10}$$

Nessas expressões, (x_0, y_0) é a posição exata e $(\hat{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{y}})$, a posição estimada.

Esta última grandeza é também comparada à raiz quadrada do limite de Cramer-Rao,

$$\sqrt{ELQM} \geq \sqrt{\text{traço}[\mathbf{J}^{-1}(x_0, y_0)]} \quad \text{Eq. 5.11}$$

Sendo $\mathbf{J}$ a matriz de Informação de Fisher.

Os valores dessas grandezas são estimados neste trabalho, tomando-se a média de 1000 simulações independentes (posições diferentes), com K amostras cada.

Nas simulações, cinco situações são analisadas:

- 1) A probabilidade acumulada do erro de localização é calculada, considerando que o erro de NLoS tenha distribuição Rayleigh, para os três métodos. Para cada localização e cada estação base (com K amostras cada) um valor diferente de σ_{Rayl} é usado, sendo esse valor aleatoriamente distribuído entre 0 e 300 m. O ruído de medida foi gerado como uma variável gaussiana com média zero e $\sigma_{med} = 10m$ (Figura 5.1 e Figura 5.5).
- 2) O erro de localização médio (ELM) é calculado para todos os métodos, variando-se o valor de σ_{NLOS} e utilizando-se as distribuições Rayleigh e uniforme, mantendo-se $\sigma_{med} = 10m$ (Figura 5.2, Figura 5.3, Figura 5.6 e Figura 5.7).
- 3) O erro de localização médio é calculado para todos os métodos, variando-se o desvio-padrão do erro de medida, σ_{med} , considerando-se o erro devido à ausência de visada direta (NLoS) como distribuição uniforme entre 0 e 300 m (Figura 5.4 e Figura 5.8).
- 4) O desempenho de todos os métodos é avaliado através da comparação da raiz quadrada do erro de localização quadrático médio, com o limite de Cramer Rao, considerando-se um ruído de medida gaussiano com $\sigma_{med} = 10m$, somado a um erro de ausência de visada direta com distribuição Rayleigh. Nesta simulação, a distribuição resultante foi aproximada pela Rayleigh, pois o desvio-padrão da

gaussiana é bem menor que o menor desvio-padrão utilizado para gerar a Rayleigh. (Figura 5.9 e Figura 5.10).

- 5) O erro de localização médio é calculado para todos os métodos em função do número de amostras, K , tomadas para cada posição. O ruído de medida foi gerado como uma variável gaussiana com $\sigma_{med} = 10m$ e o erro, devido à ausência de visada direta (NLoS) como uma distribuição uniforme entre 0 e 300 m (Figura 5.11 e Figura 5.12).

A Figura 5.1 e Figura 5.5 mostram que com um σ_{NLOS} variando entre 0 e 300m, e $\sigma_{med} = 10m$, o desempenho do novo algoritmo é muito superior aos demais. Isso se deve ao fato de que, nessa situação, o erro por ausência de visada direta é o fator dominante e, como é sabido com boa precisão qual é o seu valor médio, uma vez estimada a sua variância, a correção no viés proporcionada pelo método proposto consegue diminuir sensivelmente o erro na determinação da posição. Pode-se verificar também, pelo comportamento das curvas, que o algoritmo de Wang apresenta uma dispersão do erro de localização menor do que aquela obtida pelo algoritmo de Chan. Isto é explicado pelo fato de que apesar da correção que é feita na obtenção das distâncias para eliminação do viés dado pelo erro NLoS, a variância dada pelo método TDoA (Chan) é o dobro em relação ao método ToA (Wang).

A Tabela 5.1 apresenta um resumo do comportamento das curvas dadas pela Figura 5.1 e Figura 5.5.

Método	Caso 1	Caso 2
Proposto	Melhor que Chan e Wang	Melhor que Chan e Wang
Wang	Para erro < 230m Chan melhor que Wang	Para erro < 210m Chan melhor que Wang
Chan	Para erro > 230m Wang melhor que Chan	Para erro > 210m Wang melhor que Chan

Tabela 5.1 – Comparativo dos métodos para Figura 5.1 e Figura 5.5.

Figura 5.1 – Probabilidade do Erro de localização médio no caso 1, para erro NLoS Rayleigh (σ_{Rail} uniformemente distribuído entre 0-300 m), com $K=30$ amostras, $M=4$ estações e ruído de medida gaussiano $\sigma_{med} = 10m$.

Figura 5.2 – Erro de localização médio no caso 1, como uma função do erro máximo NLoS (distribuição uniforme), com ruído de medida gaussiano, $\sigma_{med} = 10m$, $K=30$ e $M=4$.

Figura 5.3 – Erro de localização médio no caso 1, como uma função de σ_{Rayl} (Erro NLoS Rayleigh), com ruído de medida gaussiano, $\sigma_{med} = 10m$, $K=30$ e $M=4$.

Na Figura 5.2 e Figura 5.3 (idem para Figura 5.6 e Figura 5.7), verifica-se que o erro de ausência de visada direta é corrigido pelo algoritmo proposto, pois tanto na distribuição uniforme quanto na de Rayleigh, uma vez estimado a variância do erro, o seu valor médio é imediatamente obtido e este é usado para corrigir o viés na determinação da posição do móvel. Observa-se nessas duas figuras, que mesmo aumentando-se o erro de ausência de visada direta, o erro de localização médio não é tão afetado como pelos outros algoritmos.

Figura 5.4 – Erro de localização médio no caso 1 como uma função do desvio-padrão do erro de medida, σ_{med} , com erro NLoS com distribuição uniforme (0- 300 m), $K=30$ e $M=4$.

Na Figura 5.4 (idem para Figura 5.8) observa-se que o erro de localização médio, apresentado pelo algoritmo proposto, cresce muito lentamente em função do aumento da variância (potência) do ruído de medida.

Figura 5.5 – Probabilidade do Erro de localização médio no caso 2, para erro NLoS Rayleigh (σ_{Rail} uniforme de 0-300 m), com $K=30$, $M=4$ e ruído de medida gaussiano $\sigma_{med} = 10m$.

Figura 5.6 – Erro de localização médio no caso 2, como uma função do erro NLoS máximo (distribuição uniforme), com ruído de medida gaussiano, $\sigma_{med} = 10m$, $K=30$ e $M=4$.

Figura 5.7 - Erro de localização médio no caso 2, como uma função de σ_{Rayl} (Erro NLoS Rayleigh), com ruído de medida gaussiano, $\sigma_{med} = 10m$, $K=30$ e $M=4$.

Figura 5.8 - Erro de localização médio no caso 2, como uma função do desvio-padrão do erro de medida, σ_{med} , com erro NLoS com distribuição uniforme (0-300 m), $K=30$ e $M=4$.

Figura 5.9 - Raiz quadrada do erro Quadrático médio caso 1, como uma função de σ_{Rayl} (Erro NLoS Rayleigh), com ruído de medida gaussiano, $\sigma_{med} = 10m$, $K=30$ e $M=4$.

Figura 5.10 - Raiz quadrada do erro Quadrático médio caso 2, como uma função de σ_{Rayl} (Erro NLoS Rayleigh), com ruído de medida gaussiano, $\sigma_{med} = 10m$, $K=30$ e $M=4$.

Da Figura 5.9 e Figura 5.10 observa-se um comportamento muito bom do algoritmo proposto em comparação ao limite inferior estabelecido pelo Cramer-Rao, principalmente no caso 1. Com relação aos algoritmos de Chan e Wang, observa-se

que este último é muito mais eficiente que o de Chan, quando os erros dominantes nas distâncias medidas são os de ausência de visada direta (NLoS).

Figura 5.11–Erro de localização médio no caso 1 como uma função do número de amostras, K , para ruído de medida gaussiano, $\sigma_{med} = 10m$, erro NLoS de distribuição uniforme (0-300) e $M=4$.

Figura 5.12–Erro de localização médio no caso 2 como uma função do número de amostras, K , para ruído de medida gaussiano, $\sigma_{med} = 10m$, erro NLoS de distribuição uniforme (0-300) e $M=4$.

Na Figura 5.11 e Figura 5.12 o erro de localização médio é obtido em função do número de amostras (K). O desempenho global do novo método é muito melhor que os métodos de Wang e Chan, pois, para $K \geq 2$, consegue-se uma estimativa suficientemente boa do desvio-padrão do erro da ausência de visada direta. Obtido este valor, calcula-se a média do erro de modo a corrigir o viés na equação de localização. Pode-se notar, também, que aumentando o número de amostras até dez, há uma melhoria significativa no erro de localização médio e que acima deste valor há apenas uma ligeira melhora. Para o algoritmo de Chan, um aumento no número de amostras K (de dois até dez ~ quinze) implica numa diminuição sensível no erro de localização, enquanto acima destes valores não há uma melhoria notável. Para o algoritmo de Wang há uma diminuição sensível do erro de localização para um número de amostras de dois até cinco e depois não há um ganho apreciável.

5.1.2. Segundo Cenário

Neste segundo cenário é analisado o desempenho do algoritmo proposto, comparando-o com os algoritmos de Wang e Chan, em simulações realizadas para ambientes Urbano Típico e Rural utilizando-se o modelo de canal do COST 259.

Nestes ambientes, a relação entre a média e o desvio-padrão do erro, por ausência de visada direta, determinada como uma calibração na seção 3.3.1, é utilizada para determinar-se $\hat{E}\{\mathbf{n}_i\}$ que, substituído na equação (4.14) e, depois, em (4.6), (4.22) e (4.23), fornecem-nos as estimativas para a posição da unidade móvel. A arquitetura celular é apresentada na seção 3.3.1, ou seja, quatro bases aleatoriamente distribuídas em áreas quadradas e a estação móvel aleatoriamente posicionada na área central (1000 posições) coberta pela estação base um.

Três configurações diferentes, em termos de probabilidade de visada direta, foram analisadas e as correspondentes probabilidades acumuladas de erro de localização foram computadas para os três algoritmos. Essas configurações são:

1. Ambientes Urbano Típico e Rural (Figura 5.13 e Figura 5.14) com probabilidades de visada direta para cada uma das estações rádio-bases dadas pela Tabela 5.2 e Tabela 5.3.

	BS1	BS2	BS3	BS4
Probabilidade de Visada Direta	0,61	0,47	0,48	0,50
Número médio de estações em Visada Direta	2,06			

Tabela 5.2 – Probabilidades de visada direta utilizadas para o ambiente Urbano Típico (TU).

	BS1	BS2	BS3	BS4
Probabilidade de Visada Direta	0,59	0,44	0,45	0,46
Número médio de estações em Visada Direta	1,94			

Tabela 5.3 – Probabilidades de visada direta utilizadas para o ambiente rural (RA).

2. Ambientes Urbano Típico e Rural com todas as estações na condição de visada direta (Figura 5.15 e Figura 5.16).
3. Ambientes Urbano Típico e Rural com todas as estações sem visada direta (Figura 5.17 e Figura 5.18).

Além dessas análises, também o erro de localização médio foi avaliado para K variando-o de dois até 50, para ambos, ambiente Rural e Urbano Típico, com as probabilidades de visada direta dadas pela Tabela 5.2 e Tabela 5.3, a fim de se verificar a influência do número de amostras utilizado nas estimativas (Figura 5.19 e Figura 5.20).

Figura 5.13 - Probabilidade acumulada de erro de Localização em ambiente Celular Macro Urbano Típico ($K=30$).

Figura 5.14 - Probabilidade de erro de Localização em ambiente celular Macro Área Rural ($K=30$).

Pode-se verificar através da Figura 5.13 e Figura 5.14 que o algoritmo proposto apresenta um desempenho bem superior aos de Wang e Chan. No ambiente Urbano Típico o erro de localização médio é menor que 50m em 80% do tempo (Chan menor

que 67m e Wang menor que 82m) e no ambiente rural o erro é menor que 37m em 80% do tempo (Chan menor que 50m e Wang menor que 60m).

Figura 5.15 - Probabilidade de erro de Localização em ambiente celular Macro Urbano Típico, com todas as estações com visada direta ($K=30$).

Figura 5.16 - Probabilidade de erro de Localização em ambiente celular Macro Área rural, com todas as estações com visada direta ($K=30$).

Da Figura 5.15 e Figura 5.16, pode-se observar que os algoritmos, proposto e de Chan, apresentam praticamente o mesmo desempenho (menor que 13 m e 15m, respectivamente, em 80% do tempo para ambiente Urbano Típico e menor que 10m e 11m, respectivamente, em 80% do tempo para ambiente Rural), enquanto o de Wang responde com erros menores que 38m em 80% do tempo para ambiente Urbano Típico e 26m para 80% do tempo para ambiente rural. O desempenho próximo dos algoritmos proposto e de Chan explica-se pelo fato de que o algoritmo de Chan apresenta um desempenho ótimo para erros de medidas do tipo gaussiano, com média zero, ou seja, para ambientes de visada direta.

Figura 5.17 - Probabilidade de erro de Localização em ambiente celular Macro Urbano Típico, com todas as estações com ausência de visada direta ($K=30$).

Figura 5.18 - Probabilidade de erro de Localização em ambiente celular Macro Área rural, com todas as estações com ausência de visada direta ($K=30$).

Novamente, analisando-se a Figura 5.17 e Figura 5.18 que, mesmo na condição de todas as estações com ausência de visada direta, o algoritmo proposto teve melhor desempenho (menor que 75m em 80% do tempo, contra 100m de Chan e 110m de Wang em ambiente Urbano Típico, e menor que 40m em 80% do tempo, contra 41m de Chan e 87m de Wang em ambiente Rural).

Figura 5.19 - Erro de localização médio em função do número de amostras (K) Ambiente Macro Urbano Típico.

Figura 5.20 - Erro de localização médio em função do número de amostras (K) Ambiente Macro Área Rural.

Na Figura 5.19 e Figura 5.20, o erro de localização médio é obtido em função do número de amostras (K), onde se verifica que o método proposto é novamente superior aos outros, uma vez que o número de amostras, a partir de duas, é suficiente para se

estimar o desvio-padrão. Pode-se notar, também, que aumentando o número de amostras acima de cinco, no ambiente típico urbano, e acima de quatorze no ambiente rural, não produz uma melhoria significativa no erro de localização médio utilizando-se o método proposto. Isto é causado, provavelmente, pelo fato de que, nesta situação, o erro de localização ficar limitado pela contribuição NLoS (com ausência de visada direta).

Observa-se da Figura 5.13 até Figura 5.20 que o método proposto é superior aos outros (Chan e Wang), tanto em ambientes típicos urbanos, quanto em ambientes rurais com e sem visada direta e misto. Isto se explica devido ao fator de calibração que é utilizado no equacionamento, de forma a compensar o erro devido à ausência de visada direta. A Tabela 5.4 apresenta um resumo dos resultados obtidos para o segundo cenário.

Segundo Cenário						
Métodos	Ambiente Típico Urbano			Ambiente Rural		
	Misto	NLoS	LoS	Misto	NLoS	LoS
Proposto	Superior aos dois	Superior aos dois	Superior aos dois	Superior aos dois	Superior aos dois	Superior aos dois
Chan	Superior ao de Wang	Erro<125m Chan é superior ao de Wang	Superior ao de Wang	Erro<70m Chan é superior ao de Wang	Erro<150m Chan é superior ao de Wang	Superior ao de Wang
Wang	Inferior aos dois	Erro>125m Wang é superior ao de Chan	Inferior aos dois	Erro>70m Wang é superior ao de Chan	Erro>150m Wang é superior ao de Chan	Inferior aos dois

Tabela 5.4 – Tabela Comparativa dos três métodos para o segundo cenário.

5.1.3. Terceiro Cenário

Neste cenário o móvel encontra-se em movimento na mesma arquitetura celular descrita na seção 3.3.1, sendo que as posições das bases são sorteadas dentro de suas respectivas áreas e a posição inicial do móvel é sorteadas aleatoriamente dentro da área de cobertura da célula um, ou seja, $-L \leq x_0, y_0 \leq L$ onde $L=250\text{m}$ para ambiente Urbano típico e $L=2500\text{m}$ para ambiente rural. A velocidade do móvel é, da mesma forma, escolhida aleatoriamente dentro da faixa de $-5 \leq v_x, v_y \leq 5\text{m/s}$ e sua aceleração é dada por $a_x = 1\text{m/s}^2$ e $a_y = -2\text{m/s}^2$. A trajetória completa é composta de 1000 posições.

Figura 5.21 - Probabilidade de erro de Localização em ambiente celular Macro Urbano Típico, com o móvel em movimento ($K=30$).

Figura 5.22 - Probabilidade de erro de Localização em ambiente celular Macro Rural, com o móvel em movimento ($K=30$).

Na Figura 5.21 e Figura 5.22, verifica-se novamente o desempenho superior do algoritmo proposto com ou sem filtro de Kalman, com relação aos demais algoritmos com o móvel em movimento. No caso do ambiente Urbano típico, o método proposto com filtro de Kalman apresenta em 70% do tempo um erro de localização máximo de 45m, enquanto que para o método proposto sem filtro de Kalman esse valor é 105m, para o método de Chan, 140m e para o método de Wang, 230m. No caso de ambiente rural, verifica-se que o algoritmo proposto com filtro de Kalman apresenta, em 70% do tempo, um erro de localização máximo de 25m, enquanto que para o método proposto sem filtro esse valor é 30m, para o método de Chan, 40m e para o método de Wang, 55m.

Figura 5.23 – Trajetórias real e estimada pelo método proposto com filtro de Kalman do móvel em ambiente celular Macro Urbano Típico ($K=30$).

Figura 5.24 - Trajetórias real e estimada pelo método proposto com filtro de Kalman do móvel em ambiente celular Macro Rural ($K=30$).

Na Figura 5.23 e Figura 5.24 têm-se os gráficos das trajetórias reais percorridas pelo móvel e as estimadas pelo algoritmo proposto com filtro de Kalman, tanto no ambiente urbano Típico, como no Rural.

6 CONCLUSÃO

Neste trabalho foi apresentada uma análise dos principais métodos de localização encontrados na literatura para o ambiente móvel celular. Dessa análise pôde-se observar que o problema de localização, quando não há visada direta entre a unidade móvel e a estação rádio base, é bastante severo, e tem sido objeto de estudo de diversos trabalhos, propondo métodos para tentar minimizar o erro de localização nessas condições.

Através da análise de dados experimentais apresentados na literatura, bem como de resultados de simulação em uma ferramenta computacional baseada no modelo COST-259, observou-se que há uma correlação entre o atraso excessivo médio e o seu desvio-padrão, ou seja, quanto maior o erro médio na determinação da distância à unidade móvel, maior é o desvio-padrão das medidas de atraso realizadas. Essa observação faz-nos crer que, com a utilização dessa correlação, podem-se melhorar as estimativas de localização dos métodos tradicionais.

Para melhorar a estimativa de localização, portanto, foi proposto um novo algoritmo que explora essa característica para minimizar o erro quadrático médio de localização. O algoritmo proposto é simples e apresentou, nas simulações realizadas, melhor precisão que o algoritmo de visada direta (LoS) com correção de distância, proposto por Jeong [9] e do que o algoritmo NLoS proposto por Wang [8], que usa programação matemática para encontrar a estimativa de máxima verossimilhança da posição de fonte num domínio restrito.

As simulações apresentadas foram realizadas em dois tipos de canais de propagação:

- Conhecido, onde o canal é simulado através de distribuições do tipo Rayleigh e constante, onde a relação entre a média e o desvio-padrão é conhecida e utilizada como fator de correção no equacionamento de localização.
- COST 259, onde, através de uma pré-calibração, foram estimados os fatores de correção utilizados no equacionamento de localização tanto para ambientes macros urbanos típicos quanto para ambientes rurais.

Como os resultados obtidos apresentaram-se bastante animadores, acredita-se que implementações em sistemas reais, com uma prévia calibração para a determinação da relação entre o atraso excessivo médio e o espalhamento de atraso, possam levar a resultados igualmente positivos.

Com relação a futuros desenvolvimentos no âmbito do assunto explorado neste trabalho, pode-se estender o uso desta correlação, também, ao método por diferença de tempo de chegada (TDoA) e híbrido (TDoA+AoA ou ToA+AoA).

REFERÊNCIAS

- [1] FCC, **Enhanced Wireless 911 Services 1999**, disponível em: <http://www.fcc.gov/911/enhanced/>. Acesso em: 02 Fev. 2007.
- [2] CARTER, G., Time delay estimation for passive sonar signal processing, **IEEE Trans. Acoust., Speech and Signal Processing**, v. ASSP-29, n.6, p.463-470, 1981.
- [3] HAHN, W., Optimum processing for passive sonar range and bearing estimation, **J. Acoust. Soc. Amer.**, v.58, n. 7, p.201-207, 1975.
- [4] HAHN, W.; TRETTER, S. A., Optimum processing for delay-vector estimation in passive signal arrays, **IEEE Trans. Inform. Theory**, v. IT 19, n. 9, p. 608-614, 1973.
- [5] SILVENTOINEN, M.I.; RANTALAINEN, T., Mobile Station Emergency Locating in GSM, **IEEE International Conference on Personal Wireless Communications**, India, February 1996.
- [6] CAFFERY, J. J.; STÜBER, G. L., Radio Location in Urban CDMA Microcells, **Proceedings of the Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC '95)**, v.2, p. 858-862, Sept. 1995.
- [7] CHAN, Y. T.; HO, K. C., A Simple and Efficient Estimator for Hyperbolic Location **IEEE Trans. Signal Processing**, v.42, n.8, p.1905-1915, August 1994.
- [8] WANG, X.; WANG, Z.; O'DEA B., A ToA- Based Location Algorithm Reducing the Errors due to Non-Line-of-Sight (NLoS) Propagation, **IEEE Trans. on Vehicular Technology**, v.52, n.1, p. 112-116, January 2003.
- [9] JEONG, Y.; YOU, H.; LEE C., Calibration of NLoS Error for Positioning Systems, **IEEE Vehicular Technology Conference, 2001. VTC 2001 Spring. IEEE VTS 53rd**, v. 4, p. 2605 – 2608, 6-9 May 2001.
- [10] THOMAS, N. J., Techniques for Mobile Location Estimation in UMTS, **Tese submetida à Universidade de Edinburgo**, Outubro de 2001.

-
- [11] FOY, W. H., Position-Location Solutions by Taylor-Series Estimation, **IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems**, v. AES-12, n. 2, March 1976.
- [12] TORRIERI, D. J., Statistical Theory of Passive Location Systems, **IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems**, v. AES-20, n. 2, March 1984.
- [13] SMITH, J. O.; ABEL, J. S., The Spherical Interpolation Method of Source Localization, **IEEE Journal of Oceanic Engineering**, v.OE12, n. 1, p.246-252, January 1987.
- [14] DRANE, C; MACNAUGHTAN, M.; SCOTT, C., Positioning GSM telephones, **IEEE Communications Magazine**, v.36, n.4, p.46-54, 59, April 1998.
- [15] WYLIE, M.P.; HOLTZMAN, J., The Non-Line of Sight Problem in Mobile Location Estimation, **Proc. IEEE ICUPC**, p. 827-831, 1996.
- [16] KIM, W., LEE, J. G., JEE, G. I., KIM, B. S., Direct estimation of NLoS Propagation Delay for Mobile Station Location, **Electronic Letters**, v. 38, p.1056-1057, n. 18, August 2002.
- [17] CONG, L.; ZHUANG, W., Non-Line-of-sight Error Mitigation in TDoA Mobile Location, **Global Telecommunications Conference, 2001. GLOBECOM '01. IEEE**, v.1, p.680 – 684, 25-29 Nov. 2001.
- [18] VENKATRAMAN, S.; CAFFERY J. J.; YOU H.R., Location Using Range Estimation in NLoS Environments, **VTC2002 Vehicular Technology Conference, 2002. VTC Spring 2002**, v. 2, p. 856 – 860, 6-9 May 2002.
- [19] XIONG, L., A Selective Model to Suppress NLoS Signals in Angle-of-Arrival (AoA) Location Estimation, **Personal, Indoor and Mobile Radio Communications**, v. 1, p. 461 – 465, 8-11 Sept. 1998.
- [20] FORCELLINI, S.; TRINTINALIA, L.C., Location Estimation using Relationship Between Delay Spread and Mean Excess Delay, **IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control**, Tucson, Arizona, March 19-22, 2005.

-
- [21] SONG, H.L., Automatic Vehicle Location in Cellular Communications Systems, **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, v.43, n.4, p. 902-908, Nov. 1994.
- [22] HELLEBRANDT, M.; MATHAR, R., Location Tracking of Mobiles in Cellular Radio Networks, **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, v.48, n. 5, p.1558-1562, September 1999.
- [23] HELLEBRANDT, M.; MATHAR, R.; SCHEIBENBOGEN, M., Estimating position and velocity of mobiles in a cellular radio network, **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, v.46, n.1, p.65-71, Feb. 1997.
- [24] CAFFERY, J. J.; STÜBER, G. L., Subscriber Location in CDMA cellular networks, **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, v. 47, p.406- 416, May 1998.
- [25] CAFFERY, J. J.; STÜBER, G. L., Overview of Radiolocation in CDMA Cellular Systems, **IEEE Communications Magazine**, p. 38-45, April 1998.
- [26] KRIZMAN, K. J.; BIEDKA, T.E.; RAPPAPORT T.S., Wireless Position Location: Fundamentals, Implementation Strategies and Sources of Error, **IEEE Vehicular Technology Conference**, May, 1997.
- [27] ZAGAMI, J.M; PARL S.A.; BUSSGANG J.J., ET AL, Providing universal location services using a wireless E911 location network, **IEEE Communications Magazine**, v.36, n.4, p. 66-71, April 1998.
- [28] CONG, L.; ZHUANG, W.; Hybrid TDoA/AoA Mobile User Location for Wideband CDMA Cellular Systems, **IEEE Transactions on Wireless Communications**, v.1, n.3, July 2002.
- [29] STANSFIELD, E.V., Kalman Filter Tutorial, **Applications and Pitfalls**, Heckfield Place, Mar. 2001.
- [30] LE, B.L.; AHMED, K.; TSUJI, H., Mobile Location estimator with NLoS Mitigation Using Kalman Filtering, **Wireless Communications and Networking, 2003. WCNC 2003**, v. 3, p.1969 – 1973, 16-20 March 2003.

-
- [31] THOMAS, N. J.; CRUICKSHANK, D. G. M. AND LAURENSEN, D. I., Performance of TDoA-AoA Hybrid Mobile Location System, **3G Mobile Communication Technologies**, p. 216-220, Conference Publication n. 477, 26-28 March 2001.
- [32] THOMAS, N. J.; CRUICKSHANK, D. G. M. AND LAURENSEN D. I., A Robust Location Estimator Architecture with Biased Kalman Filtering of ToA Data for Wireless Systems, **IEEE 6th Int. Symposium on Spread Spectrum Technology & Applications**, p.296-300, New Jersey, USA, September 2000.
- [33] GUIMARÃES, A.; GRIVET, M. A., Radiolocalização de Terminais de Comunicações Móveis, **Revista Científica Periódica – Telecomunicações**, v. 6, n. 1, Junho 2003.
- [34] HATA, M.; NAGATSU, T., Mobile Location using Signal Strength measurements in a Cellular System, **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, v.29, n.2, p. 245-252, 1980.
- [35] FUJIMOTO, K., JAMES, J.R., **Mobile Antenna Systems Handbook**, Artech House, 2.a edição.
- [36] GU, Z., GUNAWAN, E., Radiolocation in CDMA cellular system based on joint angle and delay estimation, **Wireless Personal Communications**, v.23, n.3, p. 297-309, Dec. 2002.
- [37] KENNEDY, J.; SULLIVAN, M.C., Direction Finding and “Smart” antennas using Software Radio Architecture, **IEEE Communications Magazine**, v.3, n.5, p.62-68, May 1995.
- [38] AATIQUE, M., Evaluation of TDoA Techniques for position Location in CDMA Systems, **Master’s Thesis, Faculty of the Virginia Polytechnic Institute and State University**, Blacksburg, Virginia, September 1997.
- [39] FORCELLINI, S.; TRINTINALIA, L.C., Novo Método de Localização em Sistema Celular, **XXII Simpósio Brasileiro de Telecomunicações (SBRT’05)** - Anais, Rio de Janeiro, 2005, p.823-828.
- [40] FANG, B.T., Simple Solutions for Hyperbolic and Related Position Fixes, **IEEE T. Aero Elec. Sys.**, v.26, n.5, p.748-753, Sep. 1990.

-
- [41] SPIRITO, M.A., Accuracy of hyperbolic mobile station location in cellular networks, **Electronic Letters**, v.37, n.11, p.708-710, May 2001.
- [42] BARD, J.D.; HAM, F.M., Time difference of arrival dilution of precision and applications, **IEEE Transactions on Signal Processing**, v.47, n.2, p. 521-523, Feb. 1999.
- [43] HO, K.C.; CHAN, Y.T., Solution and Performance Analysis of Geolocation by TDoA, **IEEE T. Aero Elec. Sys.**, v.29, n.4, p.1311-1322, Oct. 1993.
- [44] LEE, H.B., Novel Procedure for Assessing Accuracy of Hyperbolic Multilateration Systems, **IEEE T. Aero Elec. Sys.**, v.11, n. 1, p.2-15, 1975.
- [45] RAICH, R.; GOLDBERG, J.; MESSER, H., Bearing estimation for a distributed source: Modeling, inherent accuracy limitations and algorithms, **IEEE Transactions on Signal Processing**, v.48, n.2, p.429-441, Feb. 2000.
- [46] KLUKAS, R.; FATTOUCHE, M., Line-of-sight angle of arrival estimation in the outdoor multipath environment, **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, v.47, n.1, p.342-351, Feb. 1998.
- [47] LEI, Z.D.; LIM, T.J., Estimation of directions of arrival of multipath signals in CDMA systems, **IEEE Transactions on Communications**, v.48, n.6, p.1022-1028, Jun. 2000.
- [48] **Função quadprog do programa Matlab** Disponível em:< <http://www-ccs.ucsd.edu/matlab/toolbox/optim/quadprog.html?cmdname=quadprog>>. Acesso em: 03 de Março de 2007.
- [49] CAFFERY, J.J., **Wireless Location in CDMA Cellular Radio Systems**, Kluwer Academic Publisher, the Netherlands, 2000.
- [50] REZA, R. I., **Data Fusion for Improved ToA/TDoA Position Determination in wireless Systems**, Master's Thesis, Faculty of the Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, Virginia, July 2000.
- [51] TREES, H. V., Detection, Estimation and Linear Modulation Theory, **John Wiley and Sons**, 1968

-
- [52] GUSTAFSSON, F.; GUNNARSSON, F., Mobile Positioning Using Wireless Networks, **IEEE Signal Processing Magazine**, v. 22, n. 4, p.41-53, July 2005.
- [53] KAY, S.M., Fundamentals of Signal Processing – Estimation Theory, **Englewoods Cliffs, NJ: Prentice Hall**, 1993.
- [54] QI, Y.; KOBAYASHI, H., Cramer-Rao Lower Bond for geolocation in non-line-of-sight environment, **Proc. IEEE Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing**, p.2473-2476, Orlando, FL, May 2002.
- [55] CORREIA, L. M., **Wireless Flexible Personalized Communications COST 259: European Co-operation in Mobile Radio Research**, John Wiley & Sons, Mar. 2001.
- [56] CASTILHO, SERGIO DUQUE, **Ferramenta de simulação computacional de canal de propagação em ambientes celulares baseado em modelos geométricos estatísticos**, Dissertação de Mestrado, Escola Politécnica, 2006.
- [57] GREENSTEIN, L.J.; ERCEG, V.; YEH, Y. S. AND CLARK, M.V., A new path-gain/delay spread propagation model for digital cellular channels”, **IEEE Transactions on Vehicular Technology**, v.46, n.2, p.477-485, May 1997.
- [58] ASPLUND, H., Bandwidth-independent fading characterization, **COST 259 TD (00)013**, Valencia, Jan., 2000.

APÊNDICE

Teoria do Filtro de Kalman

Uma aplicação comum dos filtros de Kalman é o rastreamento de objetos no espaço. Se os erros de medidas forem considerados independentes e normalmente distribuídos e se o comportamento do objeto é conhecido a priori, então o filtro de Kalman fornecerá o erro mínimo quadrático médio da estimativa de posição e velocidade. Se qualquer uma das condições anteriores for inválida, então, uma forma de filtro de Kalman poderá ainda ser usada, porém os resultados podem ser sub-ótimos no sentido que a posição e velocidade estimadas não necessariamente obedecerão ao critério MMSE (“mínimo erro quadrático médio”).

Equacionamento

Dadas as seguintes equações lineares de estado e observação:

$$\underline{\mathbf{x}}_{k+1} = \Phi_k \underline{\mathbf{x}}_k + \underline{\mathbf{w}}_k \quad \text{Equação de Estado} \quad \text{Equação I}$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{H}_k \underline{\mathbf{x}}_k + \underline{\mathbf{v}}_k \quad \text{Equação de Observação} \quad \text{Equação II}$$

É necessário estimar o vetor de estado $\underline{\mathbf{x}}_k$ das observações $\mathbf{y}_k$ de uma maneira ótima. Admita-se que o vetor de estado tenha uma dimensão N e o vetor de observação uma dimensão M . Admita-se também que matriz de transição de estados Φ_k e a matriz de observação $M \times N$ (ou de medição) $\mathbf{H}_k$ são conhecidas. Admite-se que o vetor de estado de ruído de dimensão N , $\underline{\mathbf{w}}_k$, e o vetor de ruído de observação, $\underline{\mathbf{v}}_k$, de dimensão M são independentes, normalmente distribuídos, espectralmente brancos, de média zero e com matrizes de covariância e covariância cruzada dadas por:

$$\text{Cov}_{\mathbf{w}\mathbf{w}}(j, k) = \mathbf{Q}_k \delta(j, k) \quad \text{Equação III}$$

$$\text{Cov}(j, k) = \mathbf{R}_k \delta(j, k) \quad \text{Equação IV}$$

$Cov_{vw}(j, k) = \mathbf{0}$ para todos inteiros j, k

Equação V

Note que a matriz Q_k possui dimensão $N \times N$, a matriz R_k tem a dimensão $M \times M$ e a matriz de covariância cruzada tem dimensão $N \times M$. Q_k e R_k são matrizes diagonais, cujos elementos são as variâncias dos componentes individuais dos vetores de ruído $\underline{w}_k$ e $\underline{v}_k$, respectivamente.

Estimador Linear

Dada a melhor predição $\tilde{\underline{x}}_k$ de $\underline{x}_k$ e uma nova observação $\underline{y}_k$ no tempo t_k , a melhor estimativa $\hat{\underline{x}}_k$ do vetor de estado no tempo t_k será dada pela combinação linear de $\tilde{\underline{x}}_k$ e $\underline{y}_k$.

$$\hat{\underline{x}}_k = L_k \tilde{\underline{x}}_k + K_k \underline{y}_k$$

Equação VI

Onde L_k e K_k são matrizes convenientemente definidas. Será visto adiante que a matriz K_k é conhecida como matriz de ganho de Kalman.

Estimador Não Enviesado

Se um estimador é dito não enviesado, então a esperança estatística do parâmetro a ser estimado deverá ser igual ao seu valor verdadeiro. É apropriado definir o vetor de erro de estado $\underline{e}_{klj} = \underline{x}_{klj} - \underline{x}_k$

Quando $j=k$ o vetor de erro $\underline{e}_{klk} = \hat{\underline{x}}_k$ refere-se a erro de estimativa e quando $j=k-1$ o vetor de erro $\underline{e}_{klk-1} = \tilde{\underline{x}}_k$ refere-se ao erro de predição. Usando o estimador linear, o erro $\hat{\underline{x}}_k$ da melhor estimativa $\hat{\underline{x}}_k$ do vetor de estado $\underline{x}_k$ é deduzido por:

$$\begin{aligned} \hat{\underline{x}}_k &= \hat{\underline{x}}_k - \underline{x}_k = L_k \tilde{\underline{x}}_k + K_k \underline{y}_k - \underline{x}_k = \\ &= L_k (\tilde{\underline{x}}_k + \underline{x}_k) + K_k \underline{y}_k - \underline{x}_k \end{aligned}$$

Equação VII

Substituindo pelo valor de observação $\mathbf{y}_k$ da equação de observação e simplificando o resultado então tem-se:

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{e}}_k &= \hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{x}_k = \mathbf{L}_k(\tilde{\mathbf{e}}_k + \mathbf{x}_k) + \mathbf{K}_k(\mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k) - \mathbf{x}_k = \\ &= \mathbf{L}_k \tilde{\mathbf{e}}_k + (\mathbf{L}_k + \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k - \mathbf{I})\mathbf{x}_k + \mathbf{K}_k \mathbf{v}_k\end{aligned}\quad \text{Equação VIII}$$

Onde $\mathbf{I}$ é uma matriz identidade $N \times N$. Admitindo-se que o valor esperado do vetor de ruído de observação é zero e, uma vez que para um estimador não enviesado os erros de estado estimados e preditos ($\hat{\mathbf{e}}_k$ e $\tilde{\mathbf{e}}_k$ respectivamente) devem ter um valor de esperança igual a zero, então as matrizes $\mathbf{L}_k$ e $\mathbf{K}_k$ devem ser escolhidas de modo que $(\mathbf{L}_k + \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k - \mathbf{I}) = \mathbf{0}$. Portanto, para um estimador linear não enviesado deve-se escolher $\mathbf{L}_k = \mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k$. As equações para o erro de estimativa e estimativa linear são, então:

$$\hat{\mathbf{e}}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \tilde{\mathbf{e}}_k + \mathbf{K}_k \mathbf{v}_k \quad \text{Erro de estimativa} \quad \text{Equação IX}$$

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}_k &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \tilde{\mathbf{x}}_k + \mathbf{K}_k \mathbf{y}_k = \\ \tilde{\mathbf{x}}_k + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \mathbf{H}_k \tilde{\mathbf{x}}_k) &= \tilde{\mathbf{x}}_k + \mathbf{K}_k \mathbf{z}_k\end{aligned} \quad \begin{array}{l} \text{Estimativa} \\ \text{Inovação} \end{array} \quad \text{Equação X}$$

$$\text{Onde } \mathbf{z}_k = \mathbf{y}_k - \mathbf{H}_k \tilde{\mathbf{x}}_k \quad \text{Inovação} \quad \text{Equação XI}$$

O termo $\mathbf{z}_k$ é conhecido como inovação, pois representa a nova informação que surge quando uma nova observação é feita.

Estimador de variância mínima

A matriz de ganho de Kalman $\mathbf{K}_k$ no instante de tempo k é escolhida de modo que o erro $\hat{\mathbf{e}}_k$ tenha uma variância mínima. Para se verificar como isto é feito a matriz de covariância para o erro de estimativa é definida como:

$$\hat{\mathbf{P}}_k = E(\hat{\mathbf{e}}_k \hat{\mathbf{e}}_k^T) \quad \text{Covariância do erro de estimativa} \quad \text{Equação XII}$$

A matriz de covariância do erro de estimativa pode ser expressa em termos do erro de predição, depois da substituição do vetor de erro de estimativa, conforme derivado anteriormente, ou seja:

$$\begin{aligned}\hat{P}_k &= E\left\{\left[(I - K_k H_k) \tilde{e}_k + K_k v_k\right] \left[(I - K_k H_k) \tilde{e}_k + K_k v_k\right]^T\right\} = \\ &= E\left\{\left[(I - K_k H_k) \tilde{e}_k \tilde{e}_k^T (I - K_k H_k)^T + K_k v_k v_k^T K_k^T\right] + E\left\{\left[(I - K_k H_k) \tilde{e}_k v_k^T K_k^T + K_k v_k \tilde{e}_k^T (I - K_k H_k)^T\right]\right\}\right\}\end{aligned}$$

Equação XIII

A segunda expressão é nula, pois a esperança do produto $\tilde{e}_k v_k^T$ é zero. A primeira expressão pode ser expressa em termos das matrizes de covariância previamente definidas, ou seja:

$$\hat{P}_k = E\left\{\left[(I - K_k H_k) \tilde{P}_k (I - K_k H_k)^T + K_k R_k K_k^T\right]\right\} \quad \text{Equação XIV}$$

Uma vez que as variâncias são necessariamente não negativas é suficiente escolher o ganho de Kalman K_k , de modo a minimizar a soma dessas variâncias. Sabe-se que os elementos da diagonal principal são precisamente as variâncias individuais do erro de estimativa $\hat{e}_k$ e, portanto, sua soma é justamente o traço da matriz $\hat{P}_k$ indicada por $Tr[\hat{P}_k]$. Para se minimizar a matriz de covariância do erro de estimativa basta escolher K_k o qual minimiza $Tr[\hat{P}_k]$. Portanto, após manipulações matemáticas, tem-se:

$$K_k = \tilde{P}_k H_k^T (H_k \tilde{P}_k H_k^T + R_k)^{-1} \quad \text{Ganho de Kalman} \quad \text{Equação XV}$$

$$\hat{P}_k = (I - K_k H_k) \tilde{P}_k \quad \text{Covariância do erro minimizado} \quad \text{Equação XVI}$$

Estas equações indicam como o ganho de Kalman pode ser calculado da covariância do erro de predição $\tilde{P}_k$. Note que K_k depende das estatísticas dos vetores de ruído w_k e v_k mas não das observações y_k . Porém, ainda nos resta encontrar um método para calcular $\tilde{P}_k$ recursivamente.

Covariância do erro de Predição

Da equação de estados tem-se que a melhor predição de estado no tempo é dada por:

$$\tilde{x}_{k+1} = \Phi_k \hat{x}_k \quad \text{Equação XVII}$$

E o erro de Predição associado é dado por:

$$\begin{aligned}\tilde{\mathbf{e}}_{k+1} &= \Phi_k \hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{x}_{k+1} = \Phi_k (\hat{\mathbf{e}}_k + \mathbf{x}_k) - \mathbf{x}_{k+1} = \\ &= \Phi_k \hat{\mathbf{e}}_k + \Phi_k \mathbf{x}_k - \mathbf{x}_{k+1} = \Phi_k \hat{\mathbf{e}}_k - \mathbf{w}_k\end{aligned}$$

Equação XVIII

Como consequência, a covariância do erro de predição pode ser calculada por:

$$\begin{aligned}\tilde{\mathbf{P}}_{k+1} &= E(\tilde{\mathbf{e}}_{k+1} \tilde{\mathbf{e}}_{k+1}^T) = E[(\Phi_k \hat{\mathbf{e}}_k - \mathbf{w}_k)(\Phi_k \hat{\mathbf{e}}_k - \mathbf{w}_k)^T] = \\ &= \Phi_k E[\hat{\mathbf{e}}_k \hat{\mathbf{e}}_k^T] \Phi_k^T + E[\mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^T] \Gamma^T - \Phi_k E[\hat{\mathbf{e}}_k \mathbf{w}_k^T] - E[\mathbf{w}_k \hat{\mathbf{e}}_k^T] \Phi_k^T = \Phi_k \hat{\mathbf{P}}_k \Phi_k^T + \mathbf{Q}_k\end{aligned}$$

Equação XIX

Esta equação nos fornece um meio de calcular $\tilde{\mathbf{P}}_{k+1}$ recursivamente. Com isto, tem-se o conjunto completo de equações necessárias para calcular o ganho de Kalman $\mathbf{K}_k$ e, portanto, para processar as observações $\mathbf{y}_k$ para produzir as estimativas $\hat{\mathbf{x}}_k$ do vetor de estados $\mathbf{x}_k$, os quais são lineares, não enviesados e possuem variância mínima.