

EKF com vetor de espaços aumentado para radiolocalização em ambientes com NLOS

Alberto Gaspar Guimarães e Marco Antonio Grivet Mattoso Maia

Resumo—O problema de radiolocalização de terminais móveis tem recebido muita atenção nos últimos anos. Neste campo de pesquisa destacam-se as técnicas que procuram compensar a imprecisão existente nas medidas de ToA (*Time of Arrival*) obtidas na interface-rádio. As principais fontes de erro são o ruído de medida e a condição de propagação sem linha de visada (*Non Line of Sight-NLOS*) entre ERB e terminal, que ocorrem com frequência em ambientes urbanos e reduzem significativamente a precisão do sistema de localização. Neste artigo é proposto um novo método para a radiolocalização de terminais em movimento, com base em medidas de ToA corrompidas por ruído e erro de NLOS. Implementa-se um filtro de Kalman estendido (*Extended Kalman Filter-EKF*) cujo vetor de estados é aumentado quando é detectado o estado de NLOS para o canal. A saída deste filtro contém as estimativas para as coordenadas do terminal. Resultados de simulação demonstram a eficiência do método proposto.

Palavras-Chave—Radiolocalização, NLOS, ToA, EKF

I. INTRODUÇÃO

Em 1996 a FCC (*Federal Communications Commission*) publicou um conjunto de regras impondo às operadoras de comunicações móveis a localização de usuários que estivessem em situação de emergência. Em um primeiro momento, a necessidade de se cumprir a determinação da FCC foi o principal incentivo para a pesquisa nesta área, mas hoje em dia percebe-se que a informação de posição de cada usuário do sistema pode trazer grandes vantagens comerciais e agregar novas possibilidades de uso ao ambiente de comunicações móveis. A aplicação desta tecnologia tem grande potencial nas mais diversas atividades, como por exemplo: na segurança pública, turismo, entretenimento e comércio. Além disso, os benefícios são visualizados também em tarefas de gerência e controle da rede celular.

Há vários problemas de engenharia que devem ser solucionados, ou ao menos minimizados, para implementar uma técnica eficiente de radiolocalização em sistemas de comunicações móveis. O principal desafio é, segundo alguns autores [1][2], reduzir a imprecisão das medidas obtidas na interface-rádio. O erro de NLOS é considerado a principal causa de degradação das medidas, e ocorre quando a propagação em linha de visada do sinal transmitido é bloqueada por algum anteparo, fazendo com que o sinal chegue ao receptor após reflexões e difrações em elementos espalhadores distantes. Testes de campo mostraram que a amplitude deste erro pode chegar a 590 m em sistemas CDMA IS-95 [3].

Alberto Gaspar Guimarães, Seção de Engenharia Elétrica, Instituto Militar de Engenharia (IME) e Marco Antonio Grivet Mattoso Maia, Centro de Telecomunicações da PUC-Rio (CETUC), Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, e-mails: agaspar@ime.br, mgrivet@cetuc.puc-rio.br

Na literatura existem diferentes abordagens para a mitigação do erro de NLOS em medidas de ToA [4][5][6] (dentre outros). Em particular, o método proposto por Laurenson et al. [4], adotado também por Tsuji et al. [7], assume que o terminal está em movimento e implementa um banco de filtros de Kalman para filtrar os parâmetros ToA medidos de cada uma das ERBs. A estratégia empregada consiste em aumentar (artificialmente) os valores dos elementos na diagonal da matriz covariância de ruído de medida, quando o canal está no estado de NLOS. Como resultado, o ganho de Kalman é reduzido e a estimativa produzida é aproximadamente igual à estimativa a priori. Ou seja, o objetivo é fazer com que o filtro “despreze” a medida de ToA naquele dado instante, que supostamente está corrompida pelo erro de NLOS, e produza uma estimativa para o valor de ToA baseado em estimativas passadas, obtidas quando o canal estava em LOS.

Este artigo propõe um novo método de radiolocalização para terminais em movimento e medidas corrompidas por ruído e erro de NLOS. É utilizado um filtro de Kalman estendido que, na condição de canal LOS, tem como variáveis de estado as coordenadas e velocidade do terminal. Se for detectado o estado NLOS para o canal, o vetor de estado é *aumentado* com parâmetros relacionados à amplitude do erro de NLOS. Dado que são definidas equações de estado e de medida apropriadas para o problema em questão, demonstra-se que o efeito do erro de NLOS sobre a precisão da localização é atenuado significativamente com esta abordagem.

O restante do artigo é apresentado como se segue. Na Seção II o problema de radiolocalização de um terminal em movimento é caracterizado matematicamente. Na Seção III o filtro de Kalman estendido é proposto para estimar a posição do móvel de forma recursiva, levando-se em conta a formulação apresentada no item anterior. Resultados de simulação são mostrados na Seção IV, os quais permitem comparar a técnica aqui proposta com a apresentada nas referências [4] e [7]. Em V são apresentadas as conclusões do trabalho.

II. FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

A. Caracterização do erro em medidas de ToA

Considera-se um sistema de radiolocalização que realiza medidas de ToA na interface rádio entre o terminal e L ERBs ($L \geq 3$). Neste caso, admite-se que o vetor de medidas obtido no instante de tempo k pode ser escrito da forma [1][4][5][7][8]

$$\tau_k^{med} = \tau_k + \Lambda_k \delta_k + \mathbf{n}_k, \quad (1)$$

onde:

- $\boldsymbol{\tau}_k = [\tau_{1,k}, \dots, \tau_{L,k}]^T$ é o vetor que contém os valores verdadeiros de ToA, ou seja, $\boldsymbol{\tau}_k = c^{-1}\mathbf{d}_k$, onde \mathbf{d}_k é o vetor de distâncias entre o terminal e as ERBs, e c é a velocidade da luz;
- $\boldsymbol{\Lambda}_k = \text{diag}([\alpha_{1,k}, \dots, \alpha_{L,k}])$ é uma matriz diagonal com elementos aleatórios que chaveiam entre os valores 0 e 1 a medida em que o terminal se desloca. Indicam o estado do canal: $\alpha_{m,k} = 0 \Rightarrow$ LOS entre terminal e a m -ésima ERB; $\alpha_{m,k} = 1 \Rightarrow$ NLOS entre terminal e a m -ésima ERB.
- $\boldsymbol{\delta}_k = [\delta_{1,k}, \dots, \delta_{L,k}]^T$ é um vetor aleatório cujos elementos têm média positiva e representam a polarização de $\boldsymbol{\tau}_k^{\text{med}}$ provocada pelo erro de NLOS.
- \mathbf{n}_k é um vetor aleatório de média nula, denominado de *ruído de medida*. Usualmente admite-se que as componentes deste vetor são governadas ao longo do tempo por um processo gaussiano branco discreto no tempo, independente de $\boldsymbol{\Lambda}_k\boldsymbol{\delta}_k$. Instantaneamente, \mathbf{n}_k tem matriz covariância diagonal conhecida.

O erro de NLOS, representado pelo produto $\boldsymbol{\Lambda}_k\boldsymbol{\delta}_k$, depende dos mecanismos de propagação experimentado pelo sinal em um ambiente de edificações e/ou relevos. Neste artigo será assumido o modelo de Wang et al. [8], que admite que a condição LOS e NLOS do canal (dada por $\alpha_{m,k}$) pode ser descrita estatisticamente por uma cadeia de Markov de dois estados, em tempo contínuo e estado estacionário. Portanto o tempo de permanência em cada estado é uma variável aleatória exponencial de médias μ_0 (para o estado LOS) e μ_1 (para o estado NLOS), calculadas por

$$\mu_0 = \frac{(1-p_1)\bar{L}}{p_1v} \quad (2)$$

e

$$\mu_1 = \frac{\bar{L}}{v}, \quad (3)$$

onde v é a velocidade do móvel, p_1 é a probabilidade de que o canal esteja em NLOS e \bar{L} é a distância média percorrida pelo terminal nesta condição. O parâmetro \bar{L} é função da arquitetura urbana. Ainda segundo o modelo de Wang et al., a evolução de $\delta_{m,k}$ ao longo do tempo é descrita por um processo autoregressivo de 1ª ordem com média positiva, i.e.,

$$\delta_{i,k} = a_i\delta_{i,k-1} + r_{i,k} + (1-a_i)m_{\delta_i}, \quad (4)$$

onde $r_{i,k}$ é um processo gaussiano branco de média nula, m_{δ_i} é a média de $\delta_{i,k}$ e a_i é um coeficiente entre 0 e 1 a ser definido. Admite-se que a_i e m_{δ_i} são constantes ao longo do tempo.

B. Modelo de estado e de observação para a estimativa da posição

A Figura 1 apresenta o esquema proposto para a estimativa de posição de um terminal celular em movimento, empregando o algoritmo EKF cujas entradas são as medidas de ToA obtidas na interface-rádio. A matriz $\boldsymbol{\Lambda}_k$ de (1) é, a princípio, desconhecida e necessita ser determinada a cada instante de tempo. Em [9] desenvolvemos um teste de hipótese sob o critério de Neyman-Pearson para a detecção das hipóteses

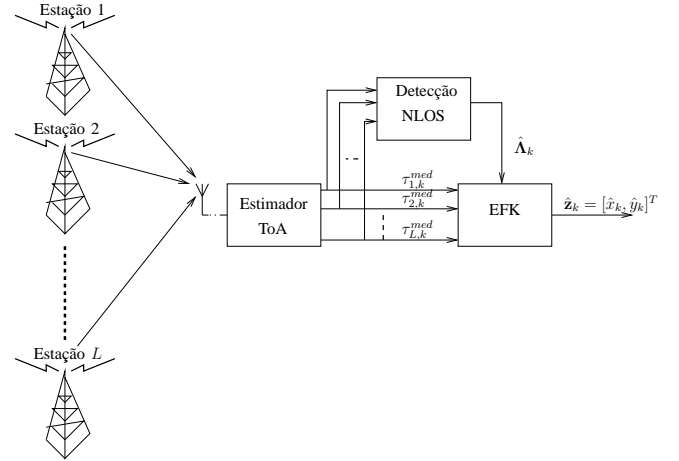


Fig. 1. Estimador da posição usando EKF.

LOS/NLOS. O bloco “Detecção NLOS” indicado na figura representa o uso deste teste para a definição de $\hat{\boldsymbol{\Lambda}}_k$.

O problema de interesse pode ser definido matematicamente pelo conjunto de equações a seguir, admitindo-se na formulação que L ERBs estão envolvidas na estimativa da posição:

$$\mathbf{s}_k = \mathbf{F}\mathbf{s}_{k-1} + \mathbf{u}_k \quad (5)$$

$$\boldsymbol{\tau}_k^{\text{med}} = \mathbf{h}(\mathbf{s}_k) + \boldsymbol{\Lambda}_k(\boldsymbol{\delta}'_k + \boldsymbol{\Delta}_k) + \mathbf{n}_k \quad (6)$$

$$\boldsymbol{\delta}'_k = \mathbf{A}\boldsymbol{\delta}'_{k-1} + \mathbf{r}_k \quad (7)$$

$$\boldsymbol{\Delta}_k = \boldsymbol{\Delta}_{k-1}, \quad (8)$$

onde:

- $\mathbf{s}_k = [\mathbf{z}_k^T, \mathbf{v}_k^T]^T$ é o vetor de estados a ser estimado recursivamente. O vetor $\mathbf{z}_k = [x_k, y_k]^T$ representa a posição e $\mathbf{v}_k = [\dot{x}_k, \dot{y}_k]^T$ a velocidade do terminal no instante k . A matriz \mathbf{F} é definida por

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T_s & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T_s \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

e representa a matriz de transição de estados considerada para o problema, sendo T_s o intervalo entre amostras. Cabe ressaltar que a equação (5), com a matriz \mathbf{F} definida acima, não reflete a dinâmica *real* do móvel em trajetórias com alteração do vetor-velocidade, tendo sido escolhida por questões de simplicidade. O algoritmo deve ser suficientemente robusto para suportar esta imprecisão na modelagem do processo.

- $\boldsymbol{\tau}_k^{\text{med}}$ é o vetor de ToA's medidos no instante k . Admite-se que as componentes são independentes entre si, e dadas segundo a eq. (1)
- A função vetorial $\mathbf{h}(\cdot)$ é definida por

$$\mathbf{h}(\mathbf{s}_k) = c^{-1} \times [||\mathbf{Z}^1 - \mathbf{z}_k||, \dots, ||\mathbf{Z}^L - \mathbf{z}_k||]^T,$$

sendo $\mathbf{Z}^i = (X^i, Y^i)$ o vetor que representa as coordenadas da i -ésima ERB e $||\cdot||$ denota a distância euclidiana entre vetores.

- Seguindo a eq. (1), inclui-se na eq. (6) o termo $\Lambda_k(\delta'_k + \Delta_k)$, que representa o erro de NLOS nas medidas de ToA. As equações de estado para os vetores δ'_k e Δ_k são definidas em (7) e (8), admitindo-se que o valor do erro de NLOS pode ser modelado segundo a eq. (4). As componentes de δ'_k são processos AR de ordem 1 com média nula, cujos coeficientes são dados pela diagonal da matriz

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_1 & & & 0 \\ & \ddots & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & a_L \end{bmatrix},$$

e Δ_k tem valor constante (> 0) durante o período de NLOS, representando a média do erro.

- \mathbf{u}_k , \mathbf{n}_k e \mathbf{r}_k nas equações (5) a (7) são processos brancos, gaussianos, de média nula e com matrizes covariância constantes ao longo do tempo e dadas por

$$\mathbf{Q}_s = \begin{bmatrix} \sigma_z^2 \mathbf{I}_2 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \sigma_v^2 \mathbf{I}_2 \end{bmatrix} \quad (9a)$$

$$\mathbf{Q}_\tau = E[\mathbf{n}_k \mathbf{n}_k^T] = \sigma_0^2 \mathbf{I}_L \quad (9b)$$

$$\mathbf{Q}_\delta = E[\mathbf{r}_k \mathbf{r}_k^T] = \sigma_\delta^2 \mathbf{I}_L \quad (9c)$$

onde $\mathbf{0}$ é uma matriz nula¹ e \mathbf{I}_L é uma matriz identidade de dimensão $L \times L$.

III. ESTIMAÇÃO POR EKF

Para a estimação recursiva por EKF é necessário, em princípio, que o ruído definido nas equações de estado (eq. (5)) e de observação (eq. (6)) seja branco e de média nula. Na eq. (6) isto não ocorre devido à presença do erro de NLOS, que inclui termos aleatórios com média diferente de zero e amostras correlacionadas entre si.

Uma possível abordagem para o problema é considerar um novo modelo em que o vetor de estados original é *aumentado* [10] quando há erros de NLOS nas medidas de ToA, dando origem a um vetor $\tilde{\mathbf{s}}_k$ no qual são incluídas como variáveis de estado as componentes dos vetores δ'_k e Δ_k . Ou seja, o vetor de estados para o problema passa a ter dimensão $(4+2L^*)$, onde L^* é o número de ERBs na condição de NLOS com o terminal. Desta forma obtém-se uma nova equação de observação e que atende ao requisito mencionado para aplicação do algoritmo EKF.

A partir das equações (5) a (8), define-se então para o problema de radiolocalização as novas equações de processo e de observação:

$$\tilde{\mathbf{s}}_k = \tilde{\mathbf{F}} \tilde{\mathbf{s}}_{k-1} + \tilde{\mathbf{u}}_k \quad (10)$$

$$\boldsymbol{\tau}_k^{med} = \tilde{\mathbf{h}}(\tilde{\mathbf{s}}_k) + \mathbf{n}_k, \quad (11)$$

$$(12)$$

¹Para simplificar a notação, as dimensões das matrizes nulas não foram explicitadas.

onde

$$\tilde{\mathbf{s}}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{s}_k \\ \vdots \\ \delta'_k \\ \vdots \\ \Delta_k \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\tilde{\mathbf{F}} = \begin{bmatrix} \mathbf{F} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_L \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\tilde{\mathbf{u}}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_k \\ \vdots \\ \mathbf{r}_k \\ \vdots \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad \text{e} \quad \mathbf{Q}_{\tilde{\mathbf{s}}} = E[\tilde{\mathbf{u}}_k \tilde{\mathbf{u}}_k^T] = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_s & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q}_\delta & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\tilde{\mathbf{h}}(\tilde{\mathbf{s}}_k) = \mathbf{h}(\mathbf{s}_k) + \Lambda_k(\delta'_k + \Delta_k) \quad (16)$$

Dadas as eqs. (10) a (16), e admitindo-se que são conhecidas (ou podem ser estimadas) as matrizes $\tilde{\mathbf{F}}$, $\mathbf{Q}_{\tilde{\mathbf{s}}}$, e a matriz Λ_k , pode-se aplicar diretamente o filtro de Kalman estendido para estimar recursivamente o vetor $\tilde{\mathbf{s}}_k$. A cada instante de tempo, portanto, a estimativa $\hat{\tilde{\mathbf{s}}}_k$ é obtida segundo as eqs. (17) a (22) mostradas a seguir:

$$\hat{\tilde{\mathbf{s}}}_{k,k-1} = \tilde{\mathbf{F}} \hat{\tilde{\mathbf{s}}}_{k-1} \quad (17)$$

$$\mathbf{H}_k = \left. \frac{d\tilde{\mathbf{h}}(\mathbf{s})}{d\mathbf{s}} \right|_{\mathbf{s}=\hat{\tilde{\mathbf{s}}}_{k,k-1}} \quad (18)$$

$$\mathbf{P}_{k,k-1} = \mathbf{Q}_{\tilde{\mathbf{s}}} + \tilde{\mathbf{F}} \mathbf{P}_{k-1,k-1} \tilde{\mathbf{F}}^T \quad (19)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{Q}_\tau)^{-1} \quad (20)$$

$$\hat{\tilde{\mathbf{s}}}_k = \hat{\tilde{\mathbf{s}}}_{k,k-1} + \mathbf{K}_k (\boldsymbol{\tau}_k - \tilde{\mathbf{h}}(\hat{\tilde{\mathbf{s}}}_{k,k-1})) \quad (21)$$

$$\mathbf{P}_{k,k} = (\mathbf{I}_{4+2L} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k,k-1} \quad (22)$$

Para a inicialização do algoritmo, pode-se calcular a estimativa inicial das coordenadas com base no método de localização proposto em [11] (supondo triangulação com 3 bases apenas):

$$[\hat{x}_0, \hat{y}_0]^T = (\boldsymbol{\Sigma}^T \boldsymbol{\Sigma})^{-1} \boldsymbol{\Sigma}^T \boldsymbol{\xi}, \quad (23)$$

onde

$$\boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} X^2 - X^1 & Y^2 - Y^1 \\ X^3 - X^2 & Y^3 - Y^2 \end{bmatrix}, \quad \text{e} \quad (24)$$

$$\boldsymbol{\xi} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \|\mathbf{Z}^2\|^2 - \|\mathbf{Z}^1\|^2 + (\hat{\tau}_{1,0}^{med})^2 - (\hat{\tau}_{2,0}^{med})^2 \\ \|\mathbf{Z}^3\|^2 - \|\mathbf{Z}^2\|^2 + (\hat{\tau}_{2,0}^{med})^2 - (\hat{\tau}_{3,0}^{med})^2 \end{bmatrix}. \quad (25)$$

Para os demais elementos do vetor $\hat{\tilde{\mathbf{s}}}_0$, arbitra-se $(\hat{x}_0, \hat{y}_0) = (10, 10)$ e $(\delta'_0, \Delta_0) = (\mathbf{0}, \mathbf{0})$. A matriz covariância inicial do erro, $\mathbf{P}_{0,0}$, é determinada por [12]

$$\mathbf{P}_{0,0} = (\boldsymbol{\Sigma}^T \boldsymbol{\Sigma})^{-1} \boldsymbol{\Sigma}^T \mathbf{Q}_\xi^{-1} ((\boldsymbol{\Sigma}^T \boldsymbol{\Sigma})^{-1} \boldsymbol{\Sigma}^T)^T, \quad (26)$$

onde \mathbf{Q}_ξ é a matriz covariância de ξ . Pode-se mostrar que os elementos da diagonal de \mathbf{Q}_ξ podem ser dados aproximadamente por

$$[\mathbf{Q}_\xi]_{11} = \frac{1}{2}([\mathbf{Q}_\tau]_{11} + [\mathbf{Q}_\tau]_{22} + 2\tau_{1,0}^{med} + 2\tau_{2,0}^{med}) \quad (27a)$$

$$[\mathbf{Q}_\xi]_{22} = \frac{1}{2}([\mathbf{Q}_\tau]_{22} + [\mathbf{Q}_\tau]_{33} + 2\tau_{2,0}^{med} + 2\tau_{3,0}^{med}). \quad (27b)$$

IV. VERIFICAÇÃO DE DESEMPENHO

Esta seção tem como objetivo determinar o desempenho da estrutura apresentada na Figura 1, quando empregada para a localização de um terminal em movimento, a partir de medidas de ToA obtidas de 3 ERBs e modeladas segundo a eq. (1). A precisão do método proposto é comparada à obtida quando se aplica o método de Laurenson et al. [4].

As simulações são realizadas admitindo-se que a detecção dos estados LOS/NLOS é *perfeita*, isto é, na situação ideal em que é conhecido o estado do canal. Este cenário não existe na maior parte dos casos, porém foi considerado aqui para que as duas propostas pudessem ser comparadas independentemente da eficiência do método de detecção do estado do canal.

Como parâmetro de desempenho utiliza-se o *erro médio de localização* (EML), dado pela expressão

$$EML = \frac{1}{T} \sum_{k=0}^{T-1} \sqrt{(x_k - \hat{x}_k)^2 + (y_k - \hat{y}_k)^2}, \quad (28)$$

onde (\hat{x}_k, \hat{y}_k) e (x_k, y_k) são respectivamente as posições estimada e *verdadeira* no instante k . O parâmetro T representa o número total de estimativas realizadas ao longo da trajetória descrita pelo terminal.

A. Cenário de Simulação

Para a simulação admite-se que o terminal é capaz de obter medidas de ToA de ERB's localizadas nos pontos $(0,0)$; $(0,2000)$ e $(2000,0)$. Considera-se duas trajetórias: uma em linha reta e outra com trechos em linha reta interrompido por curvas à esquerda e à direita de 90 graus. A Figura 2 mostra a posição das ERBs bem como as rotas consideradas, assinaladas em uma planta que representa um ambiente urbano.

Admite-se que o módulo v da velocidade do terminal é constante e igual a 15 m/s. Por sua vez, o intervalo entre medidas de ToA é fixado em $T_s = 10$ ms. Os parâmetros $\alpha_{i,k}$ ($i = 1, 2, 3$) são simulados como processos de Markov, e os tempos de permanência em cada estado têm médias dadas por (2) e (3), sendo considerados 2 valores de \bar{L} : 100 e 300 m. O valor da probabilidade $p_1^{(i)}$, para o canal estabelecido entre o terminal e a ERB i , é calculado pela expressão

$$p_1^{(i)} = 1 - e^{-D^{(i)}/2000}, \quad (29)$$

onde $D^{(i)}$ é a distância em metros entre ERB e terminal. Ou seja, admite-se que quanto maior esta distância, maior é a probabilidade de que o ToA medido esteja polarizado positivamente pelo erro de NLOS.

O valor de $\delta_{i,k}$ ($i = 1, 2, 3$) é gerado segundo a eq. (4). A média m_{δ_i} é constante e sorteada de acordo com uma distribuição uniforme definida no intervalo $[50/c, 500/c]$. O

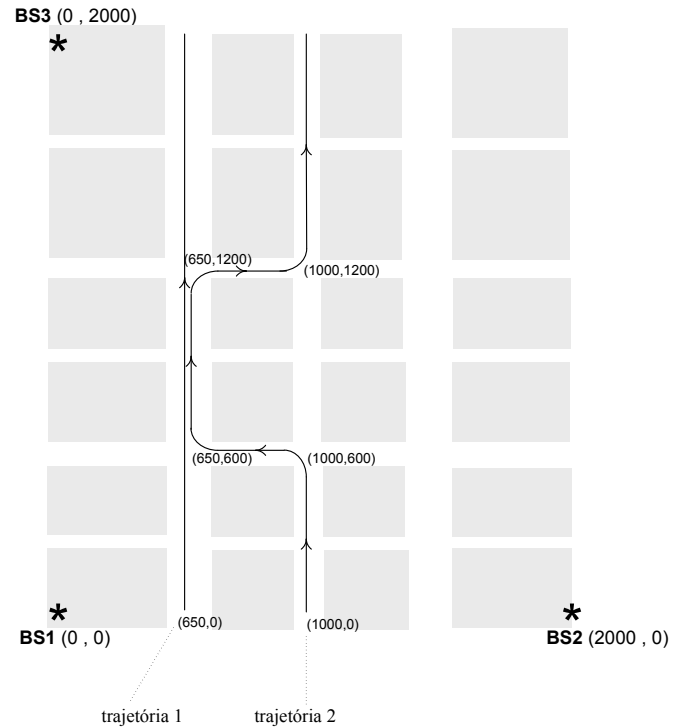


Fig. 2. Trajetórias e posições das ERBs consideradas na simulação.

valor inicial de $\delta_{i,k}$ ($\delta_{i,0}$) é feito igual a m_{δ_i} . Escolhe-se $a_i = 0,998$ ($\forall i$). Para este valor, a autocovariância de $\delta_{i,k}$ cai a metade de seu valor máximo em uma distância de 100 metros.

O ruído de medida $n_{i,k}$ tem a estatística de um processo gaussiano branco e de média nula. Nas simulações foram empregados 4 valores para a variância de $n_{i,k}$: $\sigma_0^2 = (25/c)^2$, $(50/c)^2$, $(75/c)^2$ e $(100/c)^2$. As matrizes \mathbf{Q}_s e \mathbf{Q}_δ , correspondentes às matrizes covariância do ruído de estado e do erro de NLOS (eqs (9a) e (9c)), foram escolhidas como sendo iguais a

$$\mathbf{Q}_s = \text{diag}([20T_s^2, 20T_s^2, 100T_s^2, 100T_s^2]), \quad (30)$$

$$\mathbf{Q}_\delta = (60/c)^2 \mathbf{I}_3. \quad (31)$$

A definição de \mathbf{Q}_s foi feita empiricamente.

B. Resultados

As Figuras 3 e 4 apresentam os resultados obtidos nas simulações de localização do terminal, utilizando o método elaborado neste artigo e a proposta contida nos trabalhos de Laurenson e Tsuji (referenciado como L.T.). O desempenho de cada técnica é avaliado em termos da média (μ_{EML}) de EML , calculada após 50 simulações em um dado cenário.

Apesar de ter apresentado sensibilidade ao tipo de trajetória e à duração média do estado de NLOS, o método EKF teve desempenho bem superior ao método L.T. . A diferença chega a aproximadamente 120 m, para $\sigma_0 = 25/c$ e $\bar{L} = 300$. Na realidade, para o cenário em que $\bar{L} = 300$, o método L.T. apresenta um resultado muito ruim, com μ_{EML} acima de 120 metros. A justificativa para este desempenho é que

nesta técnica procura-se eliminar o erro de NLOS fazendo-se a predição dos ToA's. Esta abordagem tem êxito somente se o período de NLOS for relativamente curto e também se durante este período não houver uma alteração significativa da taxa de variação do ToA verdadeiro. Isto pode ser melhor compreendido observando-se a Figura 5, que mostra o ToA medido (ERB 2), verdadeiro e estimado pela técnica L.T., para uma dada realização da trajetória 2 com $\bar{L} = 300$. Pode ser observado que para períodos curtos de NLOS, a técnica tem eficácia na eliminação do erro, porém para períodos longos e quando o trecho de NLOS coincide com a alteração de direção do terminal, o ToA *estimado* pela técnica se distancia do ToA verdadeiro.

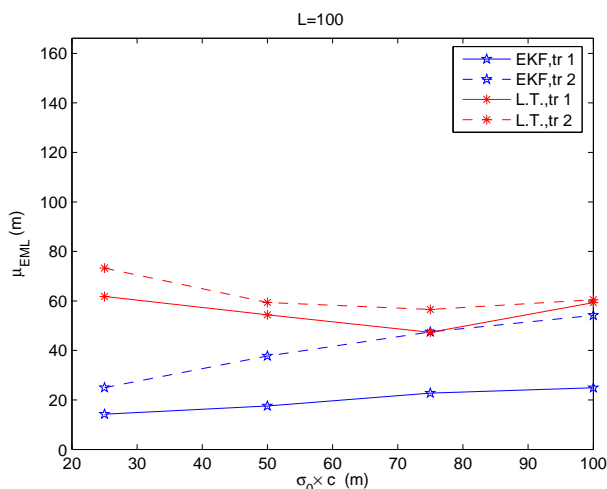


Fig. 3. Média de EML para a estimação da posição por EKF e L.T. nas trajetórias 1 e 2 com $\bar{L} = 100$ m.

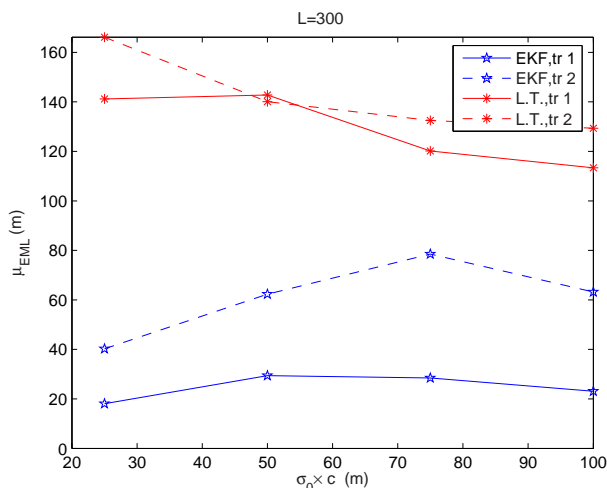


Fig. 4. Média de EML para a estimação da posição por EKF e L.T. nas trajetórias 1 e 2 com $\bar{L} = 300$ m.

A técnica EKF, por sua vez, *estima* o valor do erro de NLOS, e portanto períodos longos sem linha de visada não afetam de maneira significativa o seu desempenho. Com o móvel em trajetória retilínea, o erro médio μ_{EML} usando

esta técnica foi de apenas 20 metros, com $\bar{L} = 100$ ou 300 m, o que pode ser considerado um excelente resultado. No entanto, na trajetória em que há alteração da direção de movimento, observa-se que o desempenho foi degradado, tendo sido verificado inclusive a perda de rastreamento em algumas simulações. Este é o “preço” pago pela adoção de um modelo simplificado para a equação da dinâmica do movimento (eq. (5)).

Cabe observar que ambos os métodos apresentam boa robustez à alteração da variância do ruído de medida (σ_0). Isto se deve ao fato de que nas duas técnicas utiliza-se um filtro de Kalman implementado com o modelo correto para a equação de observação.

V. CONCLUSÕES

Neste artigo foi proposto um esquema de localização baseado no filtro de Kalman estendido, a partir da definição de modelos de evolução no tempo das coordenadas do terminal e do erro de NLOS. O vetor de estados original, que contém as variáveis de interesse, é aumentado para que sejam estabelecidas equações de estado e de medida *canônicas* à aplicação do algoritmo EKF.

As simulações realizadas permitiram avaliar o desempenho do esquema de localização aqui desenvolvido, e também da técnica proposta inicialmente por Laurenson et al. [4] e posteriormente aperfeiçoada por Tsuji et al. em [7]. Com os resultados obtidos sob diferentes cenários de emprego, foi possível verificar que o método com EKF apresenta desempenho bem superior, principalmente quando define-se precisamente a dinâmica de movimento.

Observou-se que a adoção de um modelo simplificado para o deslocamento do terminal prejudica o desempenho da técnica proposta. Como trabalho futuro, pretende-se desenvolver modelos mais apropriados para a dinâmica do terminal em um ambiente urbano típico, que reflita a alteração em módulo e direção do vetor-velocidade em instantes aleatórios.

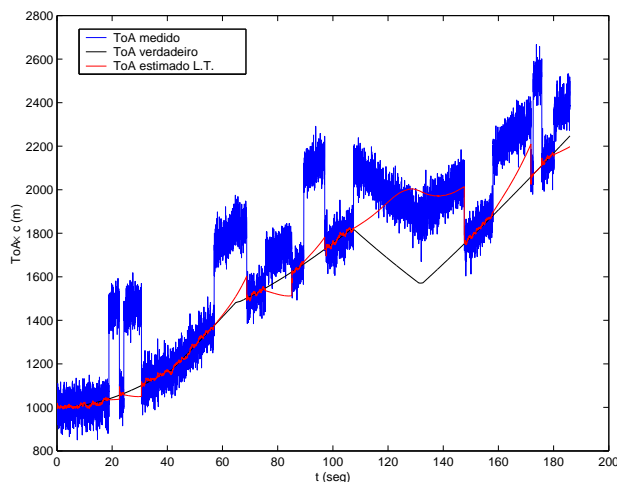


Fig. 5. ToA verdadeiro, medido e estimado entre o terminal e a base 2, para uma realização da trajetória 2 com $\bar{L} = 300$ m e $\sigma_0 = 50/c$ seg, empregando o método L.T. para eliminação do erro de NLOS.

REFERÊNCIAS

- [1] J. J. Caffery, Jr., *Wireless Location in CDMA Cellular Radio Systems*. Massachusetts, USA: Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [2] M. McGuire, K. Plataniotis, e A. Venetsanopoulos, "Data fusion of power and time measurements for mobile terminal location," *IEEE Trans. Mobile Comput.*, vol. 4, pp. 142–153, Mar. 2005.
- [3] S.-S. Woo, H.-R. You, e J. Koh, "The NLOS mitigation technique for position location using IS-95 CDMA networks," em *Proc. IEEE Veh. Technol. Conf (Fall)*, Set. 2000, pp. 2556–2560.
- [4] N. Thomas, D. Cruickshank, e D. Laurenson, "A robust location estimation architecture with biased Kalman filtering of TOA data for wireless systems," em *Proc. IEEE Spread Spectrum Techniques and Applications Symposium*, 2000, pp. 296–300.
- [5] L. Cong e W. Zhuang, "Nonline-of-sight error mitigation in mobile location," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 4, pp. 560–573, Mar. 2005.
- [6] S. Venkatraman, J. J. Caffery, Jr., e H.-R. You, "Location using LOS range estimation in NLOS environments," em *Proc. IEEE Veh. Technol. Conf (Spring)*, 2002, pp. 856–860.
- [7] B. L. Le, K. Ahmed, e H. Tsuji, "Mobile location estimator with NLOS mitigation using Kalman filtering," em *Proc. IEEE Wireless Commun. and Networking*, 2003, pp. 1969–1973.
- [8] M. P. Wylie-Green e S. S. Wang, "Robust range estimation in the presence of the non-line-of-sight error," em *Proc. IEEE Veh. Technol. Conf (Fall)*, 2001, pp. 101–105.
- [9] A. G. Guimarães e M. A. Grivet, "Identification of LOS/NLOS states using TOA filtered estimates," em *Proc. XI Int'l Conf on Telecommun.-ICT2004*, 2004, pp. 1067–1076.
- [10] R. G. Brown e P. Chwang, *Introduction to Random Signal and Applied Kalman Filtering*. John Wiley & Sons, 1992.
- [11] J. J. Caffery, Jr., "A new approach to the geometry of TOA location," em *Proc. IEEE Veh. Technol. Conf (Fall)*, 2000, pp. 1943–1949.
- [12] S. M. Kay, *Fundamentals of Statistical Signal Processing (Estimation Theory)*. UK: Prentice Hall, 1993.