

# Um Novo Algoritmo de Auxílio à Localização de Etiquetas RFID Ativas em Ambientes Internos

Rafael A. Silva, Paulo André da S. Gonçalves

Centro de Informática (CIn)  
Universidade Federal de Pernambuco (UFPE)  
Caixa Postal 7.851 – 50.670-901 – Recife – PE – Brasil

{ras5, pasg}@cin.ufpe.br

**Abstract.** *In this paper, we propose a new algorithm that helps an active RFID-based indoor location system to automatically provide users with a second estimate of the area in which a target object could be located. This second estimate reduces the need for blind searches when it turns out that the first estimate was wrong. The LANDMARC location system and its version enhanced with our algorithm are evaluated in different scenarios and under different signal propagation conditions. Simulation results show that the proposed algorithm boosts the overall location performance of LANDMARC by up to 96.66%. Based on our results, we present some guidelines that help to improve the location performance of the evaluated systems.*

**Resumo.** *Este artigo propõe um novo algoritmo de auxílio à localização de etiquetas RFID ativas em ambientes internos. O algoritmo calcula de forma automática uma segunda estimativa da área específica na qual um objeto etiquetado se encontra. Esta segunda estimativa permite uma redução importante de buscas cegas pelo ambiente quando a primeira estimativa de localização calculada pelo sistema de localização se mostra incorreta. O sistema LANDMARC original e sua versão estendida com o algoritmo proposto são avaliados considerando-se diversos cenários e condições de propagação de sinais. Os resultados demonstram que o algoritmo proposto melhora o desempenho global de localização do LANDMARC em até 96,66%. Com base nos resultados obtidos, são apresentadas diretrizes que permitem a obtenção de um desempenho melhor de localização ao se utilizar os sistemas avaliados.*

## 1. Introdução

Atualmente, existe um grande interesse no desenvolvimento de sistemas de localização para ambientes *indoor* ou internos. Isto ocorre porque estes sistemas podem beneficiar significativamente diversos tipos de aplicações como logística, controle de estoque, assistência ao paciente em residências (*homecare*), gerenciamento de cadeia de produção, ciência de contexto e localização tanto de pessoas quanto de objetos. A proliferação de tecnologias de comunicação sem fio vem contribuindo para o uso de técnicas baseadas em rádio-frequência (RF) para se estimar automaticamente a localização de objetos que possuam algum tipo interface de comunicação sem fio. A maioria dos sistemas baseados em RF estimam localizações através de medidas da força de sinais provenientes de transmissores RF no ambiente.

O problema de localização automática de objetos em ambientes internos utilizando medidas de força de sinal recebido (RSS - *Received Signal Strength*) tem sido tratado em diversos estudos sobre sistemas de localização baseados no uso de WLANs (*Wireless Local Area Networks*) e RFID (*Radio-Frequency IDentification*) [Kushki et al. 2007] [Chai and Yang 2007] [Bahl and Padmanabhan 2000] [Zhao et al. 2007] [Ni et al. 2003]. O desempenho de localização destes sistemas depende do quão estável são valores de RSS ao longo do tempo. Quanto maior for o grau de variação destes valores, pior será o desempenho de localização [Kaemarungsi and Krishnamurthy 2004]. Em ambientes reais, os valores de RSS são randômicos e imprevisíveis [Kushki et al. 2007] [Chai and Yang 2007]. Isto ocorre por causa de efeitos de *multipath*, *shadowing*, ausência de visada direta entre transmissores e receptores devido a presença de obstáculos, e interferências provenientes de outros dispositivos RF.

Em geral, as estimativas de localização feitas por sistemas baseados em RSS são apresentadas em coordenadas Cartesianas. Por esta razão, o erro de localização é tipicamente apresentado como a distância Euclidiana entre a posição real (física) do objeto de interesse e a sua posição estimada. Existem vários trabalhos na literatura que procuram algoritmos ou métodos que reduzam os erros de localização devido a variação dos valores de RSS ao longo do tempo. Contudo, mesmo utilizando as melhores propostas existentes, os erros de localização ainda são da ordem de vários metros [Kushki et al. 2007] [Ni et al. 2003]. A magnitude destes erros é prejudicial para aplicações que devem informar aos usuários a área específica (*e.g. sala 01, sala02*) de um ambiente interno onde um determinado objeto se encontra. Ao errar por poucos metros, o sistema pode inferir erroneamente a área na qual o objeto está presente. Neste caso, um usuário procurando pelo objeto não possui outra escolha senão a realização de uma busca cega pelo ambiente interno.

Este artigo propõe um algoritmo simples e eficiente que reduz a necessidade da realização de buscas cegas. Este trabalho considera um ambiente interno dividido em um número de áreas que podem estar separadas por paredes, divisórias ou marcações no chão. Os objetos estão espalhados pelo ambiente e um usuário deseja conhecer a área específica na qual se encontra um determinado objeto. Para suportar tal aplicação e ao mesmo tempo reduzir a necessidade de se realizar buscas cegas, este artigo otimiza o sistema de localização LANDMARC [Ni et al. 2003] com o algoritmo de auxílio à localização proposto. Este algoritmo torna o LANDMARC capaz de calcular automaticamente uma segunda estimativa da área em que possivelmente o objeto de interesse poderia estar. Apesar do foco neste trabalho ser a melhoria do LANDMARC, o algoritmo proposto pode ser igualmente aplicado em outros sistemas de localização baseados em RF. Ao que tudo indica, este é o primeiro trabalho que se preocupa com as consequências de se informar estimativas de localização incorretas aos usuários dada a magnitude dos erros de localização dos sistemas atuais.

O LANDMARC é um sistema de localização baseado em RFID. A escolha de um sistema baseado em RFID é justificada pelo fato da tecnologia RFID ser considerada uma solução de baixo custo para o problema de identificação automática de objetos. Esta característica torna a tecnologia RFID a melhor candidata para prover serviços pervasivos e ubíquos de localização em ambientes internos.

As contribuições deste artigo são as seguintes: a proposição de um novo algoritmo

de auxílio à localização que reduz a necessidade dos usuários realizarem buscas cegas por objetos; uma avaliação de desempenho do LANDMARC original e do LANDMARC otimizado com o algoritmo proposto sob diversas condições de propagação de sinais em dois tipos de ambiente interno: aberto e fechado; e a apresentação de algumas diretrizes que permitem melhorar o desempenho de localização dos sistemas avaliados.

O restante deste artigo está organizado como segue: a Seção 2 apresenta trabalhos relacionados pertinentes. A Seção 3 detalha o sistema de localização LANDMARC, o algoritmo proposto, e explica como o LANDMARC é estendido com o algoritmo proposto. A Seção 4 apresenta os cenários de simulação e avalia a eficiência do LANDMARC e a de sua versão estendida. A Seção 5 apresenta as conclusões deste trabalho e faz considerações sobre trabalhos futuros.

## 2. Trabalhos Relacionados

O sistema RADAR [Bahl and Padmanabhan 2000] foi um dos primeiros trabalhos a utilizar valores de RSS para o rastreamento e a localização de pessoas dentro de prédios. A infra-estrutura do RADAR é composta por redes e dispositivos IEEE 802.11. O algoritmo determinístico KNN (*k-nearest neighbor*) proposto pelos autores é utilizado para auxiliar na obtenção de uma estimativa de localização das pessoas no prédio. As avaliações deste sistema mostraram que os percentis 50 e 90 do seu erro de localização ficaram, respectivamente, na faixa de 2,37m-2,65m e de 5,93m-5,97m.

Em [Roos et al. 2002], dois métodos probabilísticos para o cálculo da estimativa de localização de pessoas em ambientes internos foram avaliados: um baseado em *kernel* e outro baseado em histograma. O desempenho destes métodos foi comparado com o do algoritmo determinístico KNN. As primeiras avaliações indicaram que os erros de localização do KNN variavam de aproximadamente 1,67m a 3,71m. Com relação aos métodos probabilísticos, o baseado em *kernel* apresentou erros de localização entre 1,69m e 2,57m enquanto o baseado em histograma apresentou erros de localização entre 1,56m e 2,76m. Estes métodos também foram avaliados utilizando-se uma infra-estrutura de rede local sem fio IEEE 802.11.

O Horus [Youssef and Agrawala 2008] também é um sistema de localização que utiliza redes e dispositivos IEEE 802.11. Ele emprega técnicas de agrupamento (*clustering*) para efetuar o cálculo de estimativas de localização e diminuir o esforço computacional do sistema. As avaliações iniciais do Horus demonstraram erros de localização entre 1,4m e 1,8m em 90% das estimativas.

O LEASE [Krishnan et al. 2004] também pertence à classe de sistemas de localização que utilizam redes IEEE 802.11. Neste sistema, o erro médio de localização se situou na faixa de 3,16m a 4,50m aproximadamente. O Nibble [Castro et al. 2001] é um serviço de localização interna que busca informar a área específica (*e.g.* sala 01, sala 02) na qual se encontram equipamentos com interfaces de comunicação IEEE 802.11. O Nibble utiliza redes Bayesianas para estimar a localização desses equipamentos. Este sistema é um dos poucos que lida com o problema de identificação da área específica onde um dispositivo poderia ser encontrado. Contudo, muito pouco se sabe sobre a sua eficiência de localização.

O LANDMARC [Ni et al. 2003] é um dos sistemas de localização interna pioneiros no uso de leitores RFID e etiquetas RFID ativas para a localização de objetos

etiquetados. Ele utiliza o algoritmo KNN para a obtenção de estimativas de localização e introduz o conceito de etiquetas de referência que são utilizadas para se reduzir o número de leitores RFID distribuídos no ambiente. Os resultados iniciais apresentados pelos autores demonstram que o percentil 50 do seu erro de localização fica em torno de 1m. Erros de localização maiores que 2m não foram observados. A descrição detalhada do sistema LANDMARC é fornecida na Seção 3.

O VIRE [Zhao et al. 2007] é um sistema de localização baseado em RFID que busca prover melhorias em relação a abordagem LANDMARC. Ele introduz o conceito de etiquetas de referência virtuais e propõe um algoritmo para reduzir os erros de localização. Os autores compararam os erros de localização do VIRE com os do LANDMARC. Os resultados iniciais mostraram que no caso do VIRE, os erros observados variaram de 0,05m a 2,50m enquanto que no caso do LANDMARC, os erros observados variaram de 0,10m a 3,40m. Em [Polito et al. 2007], o desempenho do LANDMARC é comparado com o de um sistema baseado em uma técnica de localização denominada RSI. Os resultados experimentais mostraram que erros de localização da ordem de 2m são possíveis em ambientes externos de tamanho limitado. A probabilidade de um erro de até tal magnitude ocorrer foi de 90%.

Recentemente, um trabalho abrangente sobre o desempenho dos principais métodos ou algoritmos que permitem o cálculo de estimativas de localização usando RSS foi apresentado em [Kushki et al. 2007]. A Tabela 1 resume os resultados obtidos pelos autores. Nesta tabela, RMSE significa Raiz do Erro Médio Quadrático e ARMSE significa RMSE médio. Observa-se que o percentil 90 do erro de localização dos melhores algoritmos é alto e fica em torno de 5m. Os melhores erros medianos apresentados ficam em torno de 2m. Estes erros podem levar a uma inferência incorreta da área específica na qual um objeto se encontra.

**Tabela 1. Erros de localização (em metros) para vários métodos avaliados em [Kushki et al. 2007]**

Método	RMSE	Erro Médio	Variância	Erro Mediano	Percentil 90	ARMSE	
						salas	corredores
KNN	3,28	2,74	8,53	2,00	5,50	2,98	3,58
Histograma	3,27	2,68	6,66	2,00	5,35	3,24	3,31
Kernel	2,71	2,31	4,54	1,73	4,58	2,76	2,65
Distância Angular	10,31	10,27	15,90	10,49	15,47	9,81	10,84

### 3. Sistemas de Localização e Algoritmo Proposto

Este artigo apresenta a avaliação de desempenho de dois sistemas de localização baseados em RFID: o LANDMARC e o LANDMARC+. Este último é o sistema LANDMARC melhorado com algoritmo de auxílio à localização proposto neste artigo. É importante ressaltar que o LANDMARC é capaz de calcular, por execução, somente uma estimativa<sup>1</sup> das coordenadas de localização para cada objeto. De forma diferente, o LANDMARC+ é capaz de calcular automaticamente duas estimativas de áreas nas quais cada objeto poderia

<sup>1</sup>Neste artigo, esta estimativa é mapeada em uma área do ambiente interno.

estar presente. A primeira estimativa é obtida utilizando-se a abordagem do LANDMARC e a segunda estimativa é calculada utilizando-se o algoritmo proposto. Estas estimativas denotam, respectivamente, o primeiro local onde procurar o objeto e o segundo local onde procurá-lo caso o primeiro se mostre incorreto. Ambos os sistemas e o algoritmo proposto são detalhados a seguir.

### 3.1. LANDMARC

A infra-estrutura do LANDMARC é formada por leitores RFID, etiquetas RFID ativas e um servidor. Cada objeto a ser localizado deve estar etiquetado com uma etiqueta RFID ativa. O processo de localização é auxiliado pela presença de etiquetas referência cujas posições são previamente conhecidas. Os leitores medem o RSS com relação a cada etiqueta que se encontra em seu alcance de comunicação. O servidor se comunica com os leitores para receber os valores de RSS medidos e calcular a estimativa de localização dos objetos. Todas as etiquetas emitem *beacons* uma vez a cada 7,5 segundos.

**Tabela 2. Notações usadas na descrição do LANDMARC**

$m$	número de etiquetas de referência
$n$	número de leitores
$u$	número de objetos etiquetados
$i \in [1, n]$	um leitor
$r \in [1, m]$	uma etiqueta de referência
$j \in [1, u]$	um objeto a ser localizado
$k$	número de vizinhos mais próximos. É um parâmetro de projeto
$l \in [1, k]$	um dos vizinhos mais próximos
$E_r^j$	distância Euclideana entre $j$ e $r$
$\vec{E}(j)$	Vetor de distâncias Euclidianas entre $j$ e cada $r$
$W_l^j$	Peso relacionando $l$ e $j$
$\vec{W}(j)$	Vetor de pesos
$S_i^j$	RSS medido por $i$ com relação ao sinal de $j$
$\vec{S}(j)$	Vetor de valores de RSS para o cálculo da localização de $j$
$\theta_i^r$	RSS medido por $i$ com relação ao sinal de $r$
$\vec{\theta}(r)$	Vetor de RSS medidos relacionados a $r$

A seguir será descrito o processo de localização do LANDMARC. Todas as notações utilizadas são apresentadas na Tabela 2. Sejam  $n$  leitores,  $m$  etiquetas de referência e  $u$  objetos etiquetados. Seja adicionalmente  $j \in [1, u]$  o objeto para o qual se deseja produzir uma estimativa de localização. Inicialmente, o LANDMARC constrói o vetor  $\vec{S}(j) = (S_1^j, S_2^j, \dots, S_n^j)$ , onde  $S_i^j$  denota o RSS medido no leitor  $i \in [1, n]$  com relação ao sinal emitido pelo objeto  $j$ . Para cada etiqueta de referência  $r \in [1, m]$ , o LANDMARC também constrói o vetor  $\vec{\theta}(r) = (\theta_1^r, \theta_2^r, \dots, \theta_n^r)$ , onde  $\theta_i^r$  denota o RSS medido no leitor  $i \in [1, n]$  com relação ao sinal etiqueta de referência  $r \in [1, m]$ .

O LANDMARC define

$$E_r^j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (\theta_i^r - S_i^j)^2} \quad (1)$$

como sendo a distância Euclidiana, em unidades de RSS, entre o objeto  $j \in [1, u]$  e a etiqueta de referência  $r \in [1, m]$ . Teoricamente, quanto menor for o valor de  $E_r^j$ , mais próximo o objeto  $j$  estará da etiqueta de referência  $r$ .

A estimativa de localização do objeto  $j$  é calculada em três etapas. Primeiramente, o LANDMARC calcula a distância Euclidiana entre o objeto  $j$  e cada etiqueta de referência  $r \in [1, m]$ , armazenando os valores no vetor  $\vec{E}(j) = (E_1^j, E_2^j \dots E_m^j)$ . Na segunda etapa, o vetor de distâncias  $\vec{E}(j)$  é usado como entrada para o algoritmo KNN [Bahl and Padmanabhan 2000] que encontra as  $k$  etiquetas de referência com distâncias, em unidades de RSS, mínimas para o objeto a ser localizado. O valor de  $k$  é um parâmetro de projeto. Para  $k = 1$ , a estimativa de localização do objeto  $j$  é a posição da etiqueta de referência selecionada como a mais próxima. Para  $k > 1$ , o LANDMARC introduz um peso em função das distâncias, em unidades de RSS, entre o objeto  $j$  e sua  $l$ -ésima etiqueta de referência vizinha mais próxima. O peso é definido como

$$W_l^j = \frac{1/(E_l^j)^2}{\sum_{l=1}^k (1/(E_l^j)^2)} \quad (2)$$

A idéia desta definição é simples: a  $l$ -ésima etiqueta de referência mais próxima de  $j$  e com o menor valor  $E_l^j$  produzirá o maior peso. Na última etapa, as coordenadas  $(x_j, y_j)$  do objeto  $j$  são obtidas de acordo com a seguinte equação:

$$(x_j, y_j) = \sum_{l=1}^k W_l^j \times (x_l, y_l) \quad , \quad (3)$$

onde  $(x_l, y_l)$  representam as coordenadas da  $l$ -ésima etiqueta de referência mais próxima de  $j$ . É importante ressaltar que o LANDMARC fornece apenas a estimativa das coordenadas do objeto a ser localizado. Contudo, o sistema pode ser facilmente estendido para mapear tais coordenadas em uma área específica do ambiente interno.

O desempenho do LANDMARC é dependente da escolha do valor do parâmetro  $k$ . Os resultados apresentados em [Ni et al. 2003] e [Kushki et al. 2007] demonstram que  $k = 4$  provê um melhor desempenho de localização. Assim sendo, este valor será considerado no restante deste artigo.

### 3.2. O Algoritmo Proposto

Esta seção apresenta o algoritmo que auxiliará o sistema de localização baseado em RFID na obtenção automática de uma segunda estimativa da área na qual um objeto pode estar presente. As notações utilizadas na descrição do algoritmo são apresentadas na Tabela 3.

Seja  $A$  um ambiente interno dividido em  $q$  áreas, denominadas  $a_1, a_2, \dots, a_q$ . Estas áreas podem estar separadas por paredes, divisórias ou marcações no chão. Seja  $\rho$  um parâmetro de projeto que denota o número de etiquetas de referência em cada área. A distância Euclidiana, em unidades de RSS, entre o objeto  $j$  e uma etiqueta de referência  $t(a) \in [1, \rho]$  pertencente à área  $a$  é representada por  $\Phi_{t(a)}^j$ . A distância Euclidiana média, em unidades de RSS, entre o objeto  $j$  e as etiquetas de referência na área  $a$  é

$$M(j, a) = \frac{\sum_{t(a)=1}^{\rho} \Phi_{t(a)}^j}{\rho} \quad (4)$$

**Tabela 3. Notações usadas na descrição do algoritmo proposto**

$A$	um ambiente interno
$q$	número de áreas em $A$
$a_1, \dots, a_q$	áreas em $A$
$a$	uma área em $A$
$\rho$	número de etiquetas de referência por área. É um parâmetro de projeto
$t(a)$	uma etiqueta de referência em uma área $a$
$u$	número de objetos etiquetados
$j \in [1, u]$	um objeto a ser localizado
$M(j, a)$	Média das distâncias Euclidianas, em unidades de RSS, entre o objeto $j$ e as etiquetas de referência de uma área $a$
$\vec{M}(j, A)$	vetor de distâncias Euclidianas médias para localizar $j$ em $A$

Após realizar o processo de localização seguindo a abordagem do LANDMARC, o LANDMARC+ constrói o vetor de distâncias Euclidianas médias  $\vec{M}(j, A) = [M(j, a_1), M(j, a_2), \dots, M(j, a_q)]$ . Em seguida, o LANDMARC+ considera a área  $a$  que produz o menor  $M(j, a)$  como a segunda estimativa de localização do objeto  $j$ .

### 3.3. Estendendo o LANDMARC com o Algoritmo Proposto

A extensão do LANDMARC para uso combinado com o algoritmo proposto é simples. As etiquetas de referência do LANDMARC podem ser utilizadas para se garantir a presença das  $\rho$  etiquetas de referência por área conforme os requisitos do algoritmo proposto. Desta forma, as distâncias Euclidianas requeridas pela Equação (4) são diretamente obtidas a partir do vetor  $\vec{E}(j)$  que é produzido durante a execução do LANDMARC. É importante mencionar que esta abordagem não introduz nenhum custo adicional para a implantação da infra-estrutura de localização. Além disso, o algoritmo proposto possui uso mais geral pois, o mesmo pode ser implantando em outros sistemas de localização baseados em RSS.

## 4. Avaliações de Desempenho

Esta seção compara o desempenho de localização do LANDMARC+ com o do LANDMARC considerando diversas condições de propagação de sinais no ambiente interno. De acordo com o cenário de simulação, as áreas do ambiente interno podem estar separadas por divisórias ou por marcações no chão. A seguir, serão apresentados os modelos de propagação considerados neste artigo, os parâmetros e cenários de simulação, e os resultados obtidos.

### 4.1. Modelo de Propagação para Ambientes Internos

Antes de avaliar o desempenho de um sistema de localização baseado em RSS através de simulação é necessário definir o modelo de propagação de sinais que será utilizado para se obter os valores de RSS nos receptores. Neste trabalho, o modelo de propagação usado é baseado no modelo empírico para ambientes internos proposto em [Seidel and Rappaport 1992] e expressado por

$$PL = PL(d_0) + 10\gamma \log_{10}(d/d_0) + \sum_{q=1}^Q FAF(q) + \sum_{p=1}^P WAF(p), \quad (5)$$

onde  $PL$  denota a atenuação (em dB) sofrida pelo sinal que se propaga do transmissor para o receptor;  $PL(d_0)$  é a atenuação sofrida pelo sinal a uma distância de referência  $d_0$  do transmissor. A distância entre o transmissor e o receptor é representada por  $d$ ;  $\gamma$  é o expoente de atenuação e representa a taxa de aumento da atenuação em relação a distância. Os valores típicos do expoente de atenuação variam de 2,0 a 4,0; O termo  $FAF(q)$  denota o fator de atenuação devido ao piso  $q$  entre o transmissor e o receptor.  $Q$  é o número total de pisos que o sinal atravessa. O termo  $WAF(p)$  é o fator de atenuação causado pela parede ou divisória  $p$  que o sinal atravessa antes de alcançar o receptor.  $P$  representa o número total de paredes ou divisórias entre o transmissor e o receptor. Os valores de  $FAF(q)$  e  $WAF(p)$  são dependentes, respectivamente, do material do piso e da parede.

Tipicamente,  $d_0$  é igual a 1m em ambientes internos e a atenuação do sinal de um transmissor a uma distância de referência de 1m é dada por [Seidel 1991]

$$PL(1metro)dB = 20 \log_{10} \frac{4\pi}{\lambda} dB \quad (6)$$

onde  $\lambda$  é o comprimento da onda eletromagnética.

#### 4.2. Modelo de Propagação Estendido

Como apresentado no início deste artigo, o desempenho dos sistemas de localização baseados em RSS depende da estabilidade dos valores de RSS ao longo do tempo. Quanto maior for o nível de variação dos valores de RSS, pior será o desempenho de localização [Kaemarungsi and Krishnamurthy 2004]. Para um mesmo par transmissor-receptor estático, a Equação (5) sempre fornecerá um mesmo valor de atenuação de sinal. Em ambientes reais, entretanto, mesmo que o par transmissor-receptor seja estático, os valores de RSS medidos a partir dos sinais recebidos no receptor não serão estáveis por causa de efeitos de *multipath*, *shadowing*, propagação sem linha de visada direta, e interferências de outros dispositivos RF. Na prática, estes efeitos fazem com que os valores de RSS pareçam randômicos e imprevisíveis ao longo do tempo [Kushki et al. 2007] [Chai and Yang 2007]. Assim sendo, é importante considerar variações nos valores de RSS de forma a tornar as simulações mais realísticas. Neste trabalho, o modelo de propagação de sinais utilizado é uma extensão do modelo apresentado na Equação (5) e é dado por

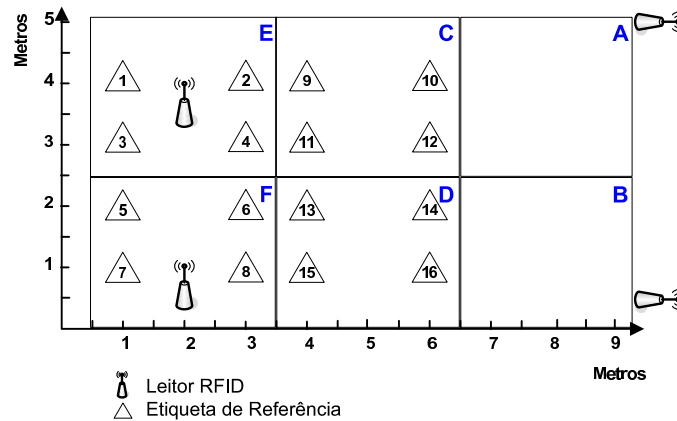
$$PL^* = PL + \Gamma, \quad (7)$$

onde,  $PL$  é a atenuação computada utilizando-se a Equação (5) e  $\Gamma$  denota uma variável randômica Gaussiana distribuída no intervalo  $[0, \sigma]$ .

#### 4.3. Cenários e Parâmetros de Simulação

A Figura 1 apresenta o *layout* do ambiente interno utilizado para se avaliar o desempenho de localização dos sistemas LANDMARC e LANDMARC+. Existem 4 leitores RFID ( $n = 4$ ) e 16 etiquetas de referência ( $m=16$ ) no ambiente. Este *layout* é similar a um dos *layouts* estudados em [Ni et al. 2003], exceto pelo fato de que o ambiente interno está adicionalmente dividido em 6 áreas. Todas as áreas são separadas ou por divisórias ou





**Figura 1. Layout utilizado para as avaliações de desempenho**

marcações no chão de acordo com cenário de simulação. Existem 4 etiquetas de referência ( $\rho = 4$ ) por área (*i.e.* C, D, E, e F). Todas as etiquetas e leitores estão no mesmo andar. Portanto,  $\sum_{q=1}^Q FAF(q)$  na Equação (5) é igual a zero. Todas as etiquetas operam na frequência de 915 MHz e a potência de transmissão dos sinais é de 100 mW. A seguir, os cenários avaliados são descritos. Todos os parâmetros de simulação em cada cenário estão listados na Tabela 4.

**Cenário 1** - Este cenário imita as características de um escritório convencional de plano aberto. Especificamente para este trabalho, considera-se todas as áreas separadas por marcações no chão. De acordo com as diretrizes empíricas em [Sarkar et al. 2003] para este tipo de escritório e com transmissores operando a 915 MHz,  $\gamma = 2,4$  foi adotado. Existem 3 objetos a serem localizados. Suas coordenadas reais são, respectivamente,  $(5,50 ; 2,45)m$ ,  $(4,00 ; 2,10)m$ , e  $(4,00 ; 2,30)m$ . O objetivo deste cenário é avaliar como a ausência de divisórias (ou paredes) em um ambiente interno pode influenciar no desempenho de localização dos sistemas estudados.

**Cenário 2** - Este cenário imita as características de um escritório convencional com divisórias. Portanto, considera-se todas as áreas separadas por divisórias. Neste cenário, o valor de  $\gamma$  depende do posicionamento do transmissor e do receptor. Se ambos estiverem na mesma área, utiliza-se  $\gamma = 2,4$ , caso contrário, utiliza-se  $\gamma = 2,8$ . No primeiro caso, as condições de propagação ficam idênticas àsquelas do Cenário 1 que considera um plano aberto. O segundo caso, segue as diretrizes empíricas de [Sarkar et al. 2003] para escritórios convencionais com divisórias simples. Os valores para  $\gamma$  estão de acordo com as diretrizes empíricas observadas em [Sarkar et al. 2003] ao se utilizar transmissores operando a 915 MHz no tipo de escritório estudado. Neste cenário, é assumido que um sinal passando através de uma divisória é adicionalmente atenuado em 2,5 dB ( $WAF(p)$ ). O número total de divisórias ( $P$ ) pelas quais o sinal passa é obtido considerando-se uma linha de visada direta entre o transmissor e o receptor. Assim, este valor é dependente do posicionamento dos transmissores e dos receptores. Existem três objetos a serem localizados cujas coordenadas são idênticas às consideradas no Cenário 1. O propósito do Cenário 2 é avaliar como a presença de divisórias (ou paredes) pode impactar o desempenho de localização dos sistemas estudados.

**Cenário 3** - Este cenário é idêntico ao Cenário 1 exceto pelo fato de haver apenas um

Tabela 4. Parâmetros usados nas simulações

Todos os Cenários	
$\sigma$	[0 dB, 2 dB, 4 dB ... 20 dB]
Número de simulações por $\sigma$	2000
$d_0$	1 metro
$m$	16
$n$	4
$\rho$	4
Potência de Transmissão	100 mW
Frequência do Sinal	915 MHz
$\sum_{q=1}^Q FAF(q)$	0 dB
Cenários 1,3 e 5	
$\gamma$	2, 4
$\sum_{p=1}^P WAF(p)$	0 dB
Cenários 2,4 e 6	
$P$	depende do posicionamento do transmissor e do receptor
$WAF(p)$	2, 5 dB
$\gamma$	2, 8 (se etiqueta e o leitor em áreas diferentes); 2, 4 (caso contrário)
Coordenadas $(x; y)$ dos Objetos a serem Localizados	
Cenários 1 e 2 (3 objetos)	(5,50 ; 2,45) m; (4,00 ; 2,10) m; (4,00 ; 2,30) m
Cenários 3 e 4 (1 objeto)	Para cada simulação - coordenadas escolhidas aleatoriamente e uniformemente distribuídas dentro do retângulo que possui como vértices as etiquetas de referência da área $D$
Cenários 5 e 6 (1 objeto)	Para cada simulação - coordenadas escolhidas aleatoriamente e uniformemente distribuídas na região delimitada pelas divisórias ou marcações no chão da área $D$ e pelo retângulo com vértices nas etiquetas de referência da área $D$

objeto a ser localizado. Para cada simulação realizada, as coordenadas deste objeto são escolhidas aleatoriamente e uniformemente distribuídas dentro do retângulo que possui como vértices as etiquetas de referência da área  $D$ .

**Cenário 4** - Este cenário é quase idêntico ao Cenário 2. A diferença é a existência de um único objeto a ser localizado. Para cada simulação realizada, as coordenadas deste objeto também são escolhidas aleatoriamente e uniformemente distribuídas dentro do retângulo que possui como vértices as etiquetas de referência da área  $D$ .

**Cenário 5** - Este cenário é quase idêntico ao Cenário 1, possuindo apenas um objeto a ser localizado. Para cada simulação realizada, as coordenadas deste objeto são escolhidas aleatoriamente e uniformemente distribuídas na região delimitada entre as marcações que definem a área  $D$  e as bordas do retângulo com vértices nas etiquetas de referência da área  $D$ .

**Cenário 6** - Este cenário é idêntico ao Cenário 2 exceto também pelo fato de haver apenas um objeto a ser localizado. Para cada simulação realizada, as coordenadas deste objeto são escolhidas aleatoriamente e uniformemente distribuídas na região delimitada entre as

divisórias que definem a área  $D$  e as bordas do retângulo com vértices nas etiquetas de referência da área  $D$ .

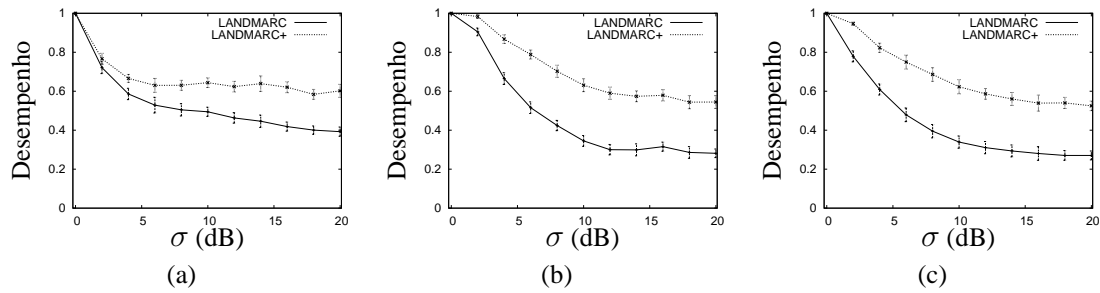
Com será apresentado na Seção 4.4, os resultados para os Cenários 3,4,5 e 6 consideram um grande número de simulações. Assim sendo, um grande número de posições físicas aleatórias para o objeto a ser localizado foi testado dentro da área  $D$ . Os Cenários 3 e 4 permitem um estudo mais detalhado do desempenho dos sistemas quando os objetos estão confinados no retângulo formado pelas etiquetas de referência dentro de uma área ao se considerar, respectivamente, a ausência e a presença de divisórias. Já os Cenários 5 e 6 permitem um estudo mais detalhado do desempenho dos sistemas quando os objetos estão fisicamente confinados entre as bordas do retângulo formado pelas etiquetas de referência e a fronteira de uma mesma área ao se considerar, respectivamente, a ausência e a presença de divisórias.

#### 4.4. Avaliação de Desempenho

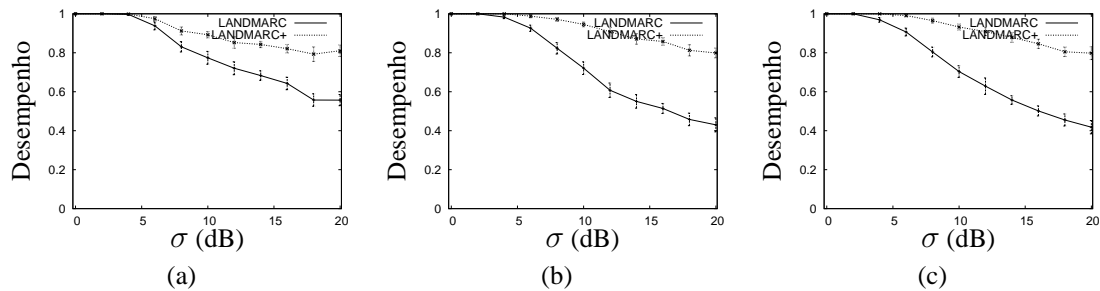
Nesta seção, é avaliado o desempenho global de localização do LANDMARC e do LANDMARC+. O desempenho global de localização do LANDMARC é a probabilidade dele informar corretamente, com sua única estimativa de localização, a área na qual se encontra o objeto a ser localizado. O desempenho global de localização do LANDMARC+ é a probabilidade de pelo menos uma suas duas estimativas de localização representar a área real na qual se encontra o objeto a ser localizado. O desempenho de ambos os sistemas é estudado em função de  $\sigma$ , como definido na Seção 4.2. Nas simulações, o valor de  $\sigma$  é variado de 0 dB a 20 dB em passos de 2 dB. Os valores escolhidos para  $\sigma$  seguem as observações empíricas em [Sarkar et al. 2003],[Seidel and Rappaport 1992] e [Seidel 1991]. Todos os resultados apresentados possuem um intervalo de confiança de 99%. Este intervalo é representado por barras de erro nos gráficos. Para cada  $\sigma$ , são realizadas 2000 simulações. As simulações foram realizadas com o auxílio do MATLAB.

A Figura 2 apresenta o desempenho de localização de ambos os sistemas no Cenário 1. Observa-se que para ambos os sistemas, o desempenho começa em 100% quando os RSS medidos não variam. Contudo, ao variarem ligeiramente, o desempenho de ambos os sistemas é reduzido. Quando o grau de variação dos RSS medidos aumenta, o algoritmo proposto é capaz de fazer o LANDMARC+ assegurar um desempenho global de localização de no mínimo 52,50% enquanto o desempenho do LANDMARC pode ser tão baixo quanto 27,05%. As Figuras 2(a), 2(b), e 2(c) mostram, respectivamente, uma melhoria média no desempenho global do LANDMARC de 22,30%, 63,31%, e 66,9%. Adicionalmente, a melhoria máxima observada no desempenho global do LANDMARC fica, respectivamente, em torno de 56,10% (e.g.  $\sigma = 20$  dB), 96,66% (e.g.  $\sigma = 12$  dB), e 92,63% (e.g.  $\sigma = 18$  dB).

Os resultados referentes ao Cenário 2 são apresentados na Figura 3. Neste caso, observa-se que quando os RSS medidos variam pouco, ambos os sistemas exibem um desempenho global muito próximo ou igual a 100%. Todavia, a medida que o grau de variação dos valores de RSS medidos aumenta, o algoritmo proposto permite ao LANDMARC+ assegurar um desempenho global de no mínimo 79,80% enquanto o desempenho do LANDMARC pode ser tão baixo quanto 41,80%. Respectivamente para as Figuras 3(a), 3(b), e 3(c), observa-se que a melhoria média no desempenho do LANDMARC é de 16,71%, 35,87%, e 36,70%. Já a melhoria máxima observada no desempenho do



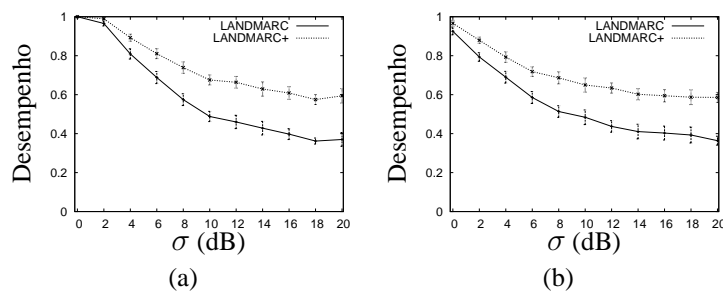
**Figura 2. Cenário 1: Objeto em (a)  $(5, 50 ; 2, 45)m$  (b)  $(4, 00 ; 2, 10)m$  (c)  $(4, 00 ; 2, 30)m$**



**Figura 3. Cenário 2: Objeto em (a)  $(5, 50 ; 2, 45)m$  (b)  $(4, 00 ; 2, 10)m$  (c)  $(4, 00 ; 2, 30)m$**

LANDMARC fica, respectivamente, em torno de 39,93% (*e.g.*  $\sigma = 20$  dB), 85,81% (*e.g.*  $\sigma = 20$  dB), e 90,90% (*e.g.*  $\sigma = 20$  dB), respectivamente.

A Figura 4 apresenta os resultados para os Cenários 3 e 5. No Cenário 3, a melhoria média e máxima no desempenho de localização do LANDMARC é respectivamente de 32,85% e de 60,54% (*e.g.*  $\sigma = 20$  dB). Para o Cenário 5, os valores são ligeiramente superiores. Enquanto a melhoria média é de 33,68%, a melhoria máxima é de 60,99% (*e.g.*  $\sigma = 20$  dB). Os resultados apontam um desempenho melhor de localização dos sistemas quando os objetos estão posicionados dentro do retângulo cujos vértices são formados pelas etiquetas de referência presentes na área  $D$ . Observa-se que independente dos objetos estarem posicionados próximos aos limites da área  $D$  ou dentro do retângulo com vértices nas etiquetas de referências de  $D$ , os resultados possuem um comportamento similar. Contudo, há uma particularidade na Figura 4(b): o desempenho do LANDMARC é de 92,50% quando não há variação dos valores de RSS medidos. Isto ocorre pois para algumas coordenadas escolhidas em  $D$ , a Equação (2) gera pesos que fazem com que as coordenadas estimadas estejam em uma área distinta de  $D$ .



**Figura 4. Ambiente aberto: (a) Cenário 3 (b) Cenário 5**

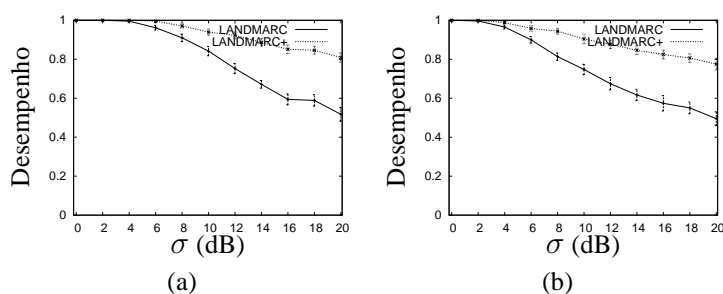


Figura 5. Ambiente fechado: (a) Cenário 4 (b) Cenário 6

Os resultados referentes aos Cenários 4 e 6 são apresentados na Figura 5. No Cenário 4, a melhoria média e máxima no desempenho de localização do LANDMARC é de 20,02% e de 56,33% (*e.g.*  $\sigma = 20$  dB), respectivamente. Com relação ao Cenário 6, a melhoria média e máxima de desempenho é de 23,64% e de 56,57% (*e.g.*  $\sigma = 20$  dB), respectivamente. Mais uma vez, os sistemas obtiveram um desempenho melhor com os objetos dentro do retângulo com vértices nas etiquetas de referência da área  $D$ .

De uma forma geral, quando os valores de RSS no ambiente interno exibem uma alta variância, o algoritmo KNN falha na seleção das  $k$  vizinhas fisicamente mais próximas do objeto a ser localizado. Isto degrada a eficiência do LANDMARC e, em consequência, a do LANDMARC+. Este efeito é mais visível nos Cenários 1, 3 e 5 do que nos Cenário 2, 4 e 6. Tal diferença ocorre porque a presença de divisórias separando as áreas aumenta ligeiramente a probabilidade do algoritmo KNN escolher as etiquetas de referência na mesma área onde o objeto está presente como as  $k$  vizinhas mais próximas. Isto ocorre mesmo que elas não sejam verdadeiramente as mais próximas fisicamente. Como consequência, a estimativa de localização é induzida para tal área. Na maior parte dos casos, o desempenho do LANDMARC+ supera o do LANDMARC. No pior caso, o desempenho global do LANDMARC+ é igual ao do LANDMARC. Entretanto, isto ocorre somente quando os valores de RSS medidos exibem um baixo grau de variação. Na prática, tal comportamento dos valores de RSS é improvável de acordo com [Kushki et al. 2007], [Chai and Yang 2007] e [Kaemarungsi and Krishnamurthy 2004].

## 5. Considerações finais

Este artigo apresentou a proposta de um novo algoritmo de auxílio à localização de etiquetas RFID ativas em ambientes internos. Foram realizadas avaliações de desempenho do sistema de localização LANDMARC original e de sua versão estendida com o algoritmo proposto em diversos cenários e sob condições diferentes de propagação de sinais. Os resultados demonstraram 3 fatos importantes: a presença de divisórias contribuiu para a melhoria do desempenho global de localização; o desempenho global de localização melhorou quando os objetos estavam dentro do retângulo com vértices nas etiquetas de referência da área onde se situavam; o algoritmo de auxílio proposto cumpriu o seu papel, aumentando o desempenho global de localização e reduzindo a necessidade da realização de buscas cegas pelo ambiente. Ao utilizar o algoritmo proposto, a contribuição na melhoria do desempenho de localização foi ligeiramente maior quando os objetos estavam próximos das fronteiras da área em que se localizavam. Este fatos, se tornam diretrizes importantes para a melhoria do desempenho destes sistemas. Como trabalho futuro,

pretende-se investigar o impacto do posicionamento dos leitores no desempenho dos sistemas.

## Referências

- Bahl, P. and Padmanabhan, V. N. (2000). RADAR: an in-building RF-based User Location and Tracking System. In *Proceedings of IEEE Infocom*, pages 775–784.
- Castro, P., Chiu, P., Kremenek, T., and Muntz, R. (2001). A Probabilistic Room Location Service for Wireless Networked Environments. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Ubiquitous Computing*, pages 18–34.
- Chai, X. and Yang, Q. (2007). Reducing the Calibration Effort for Probabilistic Indoor Location Estimation. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 6(6):649–662.
- Kaemarungsi, K. and Krishnamurthy, P. (2004). Modeling of Indoor Positioning Systems Based on Location Fingerprinting. In *Proceedings of IEEE Infocom*, volume 2, pages 1012–1022.
- Krishnan, P., Krishnakumar, A., Ju, W., Mallows, C., and Ganu, S. (2004). A System for LEASE: Location Estimation Assisted by Stationary Emitters for Indoor RF Wireless Networks. In *Proceedings of IEEE Infocom*, volume 2, pages 1001–1011.
- Kushki, A., Plataniotis, K. N., and Venetsanopoulos, A. N. (2007). Kernel-Based Positioning in Wireless Local Area Networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 6(6):689–705.
- Ni, L., Liu, Y., Lau, Y., and Patil, A. (2003). LANDMARC: Indoor Location Sensing Using Active RFID. In *Proceedings of IEEE PerCom*, pages 407–405.
- Polito, S., Biondo, D., Iera, A., Mattei, M., and Molinaro, A. (2007). Performance Evaluation of Active RFID Location Systems Based on RF Power Measures. In *Proceedings of IEEE PIMRC*, pages 1–5.
- Roos, T., Myllymäki, P., Tirri, H., Misikangas, P., and Sievänen, J. (2002). A Probabilistic Approach to WLAN User Location Estimation. *International Journal of Wireless Information Networks*, 9(3):155–164.
- Sarkar, T., Ji, Z., Kim, K., Medouri, A., and Salazar-Palma, M. (2003). A Survey of Various Propagation Models for Mobile Communication. *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, 45(3):51–82.
- Seidel, S. and Rappaport, T. (1992). 914 MHz Path Loss Prediction Models for Indoor Wireless Communications in Multifloored Buildings. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 40(2):207–217.
- Seidel, S.Y.; Rappaport, T. (1991). 900 MHz Path Loss Measurements and Prediction Techniques For in-Building Communication System Design. In *Proceedings of IEEE Vehicular Conference*, pages 613–618.
- Youssef, M. and Agrawala, A. (2008). The Horus Location Determination System. *Wireless Networks*, 14(13):357–374.
- Zhao, Y., Liu, Y., and Ni, L. M. (2007). VIRE: Active RFID-based Localization Using Virtual Reference Elimination. In *Proceedings of IEEE ICPP*, pages 56–63.