

# Obtenção do Consumo de Energia em Redes de Sensores sem Fio Utilizando Amostragem Estratificada

Eduardo Souto<sup>1,2</sup>, Cláudia Silva<sup>1</sup>, Gilson Dourado<sup>1</sup>, Reinaldo Gomes<sup>1</sup>, Tatiene Souza<sup>1</sup>, Judith Kelner<sup>1</sup>, Djamel Sadok<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Centro de Informática – Universidade Federal de Pernambuco (UFPE)  
Caixa Postal 7851 – 50.732-970 – Recife – PE – Brasil

<sup>2</sup>Universidade Federal do Amazonas (UFAM)

{esouto, claudia, gilson, reinaldo, tatiene, jk, jamel}@gprt.ufpe.br

**Abstract.** *The knowledge about the remaining available energy in each part of the network is essential information for the Wireless Sensor Networks (WSN). A simple approach used to get the energy consumption in this type of network is one in which the sensor node periodically sends to the sink node information on its available energy. However, this approach becomes unfeasible, since the amount of energy spent in this solution is prohibitive. The main goal of this work is to apply sampling techniques for the attainment of the energy consumption in WSNs. The results show that the samples are representative and that through them is possible to construct energy maps using only one subgroup of the nodes that compose the network, causing some energy save.*

**Resumo.** *O conhecimento sobre a energia disponível em cada parte da rede é uma informação imprescindível para as Redes de Sensores sem Fio (RSSF). Uma abordagem simples utilizada para obter o consumo de energia neste tipo de rede é aquela na qual o nó sensor, periodicamente, envia para o nó sorvedouro informações sobre sua energia disponível. No entanto, essa abordagem torna-se inviável, uma vez que a quantidade de energia gasta nesta solução é proibitiva. Este trabalho tem como objetivo principal aplicar técnicas de amostragem para a obtenção do consumo de energia em RSSFs. Os resultados mostram que as amostras são representativas e que através delas é possível construir mapas de energia utilizando apenas um subconjunto dos nós que compõem a rede, acarretando em uma economia de energia.*

## 1. Introdução

A evolução das tecnologias de comunicação sem fio e o fato dos componentes de *hardware* tornarem-se cada vez menores têm estimulado o desenvolvimento e a utilização das Redes de Sensores sem Fio (RSSFs) no monitoramento dos mais diversos ambientes [1], [2], [3]. Estas redes são compostas por nós sensores que possuem recursos limitados, como capacidade computacional, memória e energia.

Devido a essa restrição de recursos, principalmente em relação à energia, um dos principais desafios no projeto de RSSFs é prolongar o seu tempo de vida, já que uma rede de sensores que esgota seus recursos rapidamente não realizará mais a coleta dos dados, deixando assim de informar ao usuário o comportamento do ambiente

monitorado. Além disso, pode gerar informações incompletas, o que conseqüentemente levará a rede a não cumprir seu objetivo.

Uma das técnicas utilizadas para auxiliar no aumento do tempo de vida de uma RSSF é o conhecimento da quantidade de energia disponível em cada região da rede. Isto permite que os protocolos e as aplicações usadas possam utilizar mecanismos para aproveitar os nós que se encontram nas áreas com mais recursos, evitando com isso exaurir rapidamente os nós com pouca energia.

A partir do momento em que se obtém tal informação, é possível construir mapas de energia que, normalmente, são representados através de escalas de cinza, onde as regiões mais claras correspondem às áreas com maior quantidade de energia e as mais escuras equivalem às regiões com menos energia [4]. Estes mapas são comumente utilizados para auxiliar no planejamento e deposição correta de novos sensores, na escolha da melhor localização para o nó sorvedouro na rede, já que os nós mais próximos a ele tendem a consumir mais energia, e na criação de rotas que evitem passar por nós com pouca energia.

Uma abordagem utilizada para obter o consumo de energia em RSSFs consiste no nó sensor enviar periodicamente para o nó sorvedouro informações sobre sua energia disponível. Contudo, essa abordagem torna-se inviável, uma vez que grande parte das aplicações para RSSFs são compostas por diversos nós com recursos limitados, havendo portanto um gasto de energia inadmissível para este tipo de rede. Por esta razão, técnicas mais eficientes em termos de consumo de energia devem ser propostas para obter informações sobre a quantidade de energia disponível na rede.

Na literatura são encontrados poucos trabalhos relacionados à obtenção e previsão do consumo, e à construção de mapas de energia. O trabalho proposto em [5] utiliza uma abordagem baseada em agregação para obter o mapa de energia de uma rede de sensores. Em [6], [7], Mini *et al.* apresentam técnicas que utilizam predição para construção do mapa de energia. Estas técnicas são baseadas em cadeia de Markov e no modelo estatístico ARIMA. O trabalho proposto em [4] avalia o uso de técnicas de amostragem e de interpolação na construção do mapa de energia utilizando técnicas de predição.

Este trabalho tem como objetivo aplicar técnicas de amostragem para obter o consumo de energia dos nós sensores e a partir dessas informações construir o mapa de energia da RSSF. A abordagem proposta neste trabalho assume que os nós vizinhos consomem energia de forma similar. Dessa forma, utilizando amostragem, é possível obter o consumo de energia da rede a partir de informações coletadas de alguns sensores.

A diferença entre a abordagem proposta neste trabalho e a apresentada por Mini *et al.* [4] é que a última estuda a utilização de técnicas de amostragem no método baseado em cadeia de Markov (apresentado em [6] e [7]) com o objetivo de reduzir o número de pacotes de energia transmitidos para atualização do mapa. Além disso, emprega interpolação para atualizar as informações dos nós vizinhos ao nó que enviou o pacote. A proposta apresentada neste trabalho consiste em utilizar amostragem estratificada para selecionar um conjunto de nós sensores cujas informações de consumo de energia serão utilizadas para obter o consumo de toda a rede. Nesse caso, não é necessário utilizar nenhuma técnica para obter o consumo dos demais sensores que não

fazem parte da amostra, uma vez que o consumo de toda a rede poderá ser obtido a partir das informações dos nós que foram selecionados.

O restante do artigo está organizado da seguinte maneira: a Seção 2 descreve a técnica de amostragem utilizada neste trabalho; a Seção 3 exhibe os resultados obtidos; e a Seção 4 apresenta as conclusões.

## 2. Amostragem Estratificada

Como mencionado anteriormente, é possível obter o consumo de energia em uma RSSF utilizando uma abordagem em que todos os nós, periodicamente, enviam para o nó sorvedouro informações sobre sua energia disponível. Esta abordagem tem a vantagem de fornecer, de forma mais realista, a dinâmica do consumo de energia da rede, além de possibilitar a construção de mapas mais representativos. Contudo, o envio periódico de informações acarreta em um grande gasto de energia, sendo, portanto inviável para uma RSSF.

Uma forma interessante de resolver esse problema seria obter o consumo de energia da rede através da informação de apenas alguns nós sensores. Através da técnica de amostragem é possível a partir de um subconjunto da população obter informações que representem o consumo total da rede.

Este trabalho propõe a utilização da técnica de amostragem estratificada, que consiste em uma técnica comum que pode proporcionar um aumento de precisão nas estimativas das características em estudo da população. Utilizando esta abordagem, uma região de sensoriamento  $A$ , composta por  $N$  nós sensores, é dividida em  $h$  sub-regiões, formadas por  $N_1, \dots, N_h$  nós, respectivamente. Estas sub-regiões, denominadas estratos, não se superpõem e juntas abrangem toda a rede, de tal modo que  $N_1 + \dots + N_h = N$ .

A partir dos estratos (sub-regiões de sensoriamento) é selecionada uma amostra de cada um deles. Os elementos que compõem os estratos são denominados por  $n_1, \dots, n_h$ , de tal modo que  $n_1 + \dots + n_h = n$ , onde  $n$  é o tamanho da amostra. Neste trabalho, os elementos da amostra são selecionados através da técnica de amostragem estratificada com distribuição proporcional. Esta técnica determina que o número de elementos em cada estrato é proporcional ao seu tamanho. Esse tipo de amostragem tem como principal vantagem o fato de assegurar representatividade em relação às propriedades adotadas como critério para estratificação.

Antes de determinar o tamanho da amostra  $n$  é necessário definir a característica da população que será investigada. Em um estudo por amostragem são utilizadas ferramentas que tentam sintetizar as informações de uma amostra a fim de obter conclusões que possam ser generalizadas para a população. Nesse sentido, é comum o uso de estimadores, como média, mediana, variância e desvio padrão para inferir sobre a população em estudo [8]. A característica da população investigada foi o consumo de energia, e a média amostral foi utilizada como estimador da média de energia disponível na rede. Assim, o número de nós necessários para compor a amostra  $n$  é determinado por

$$n \geq \frac{k^2 \sigma_l^2 N}{\varepsilon^2 (N-1) + k^2 \sigma_l^2},$$

onde,  $\sigma_l^2$  é a variabilidade dos estratos,  $k$  é o quantil que representa o nível de confiança da distribuição normal padrão e  $\varepsilon$  é a precisão amostral. Obtido o valor de  $n$ , é possível calcular o número de elementos,  $n_h$ , no estrato  $h$  através da seguinte fórmula

$$n_h = n \frac{N_h}{\sum N_h},$$

onde,  $N_h$  é o número de nós na sub-região  $h$ . Vale ressaltar que as escolhas de  $k$  e  $\varepsilon$  dependem do nível de confiança e da precisão necessários para o estudo.

Para validar a técnica de amostragem utilizada foi empregado o método de simulação Monte Carlo [9] que fornece uma maior precisão nos resultados obtidos através das amostras. Utilizando este método, o experimento é realizado da seguinte maneira, para cada instante de tempo considerado:

1. Selecionar aleatoriamente o tamanho da amostra e calcular a média e o desvio-padrão amostral;
2. Repetir o primeiro procedimento R vezes, onde R é o número de réplicas;
3. Ao final, obtém-se R médias e desvios-padrão, e a partir desses valores são calculados o valor médio e os vieses da média e do desvio-padrão, que serão utilizados para analisar a representatividade da amostra.

A etapa seguinte deste trabalho consiste em representar graficamente o consumo de energia obtido através do método de amostragem utilizado. A representação gráfica é realizada através de mapas de energia, como sugerido em [4], e através de superfícies tridimensionais. Para gerar os mapas representativos do fenômeno estudado é necessário considerar sua variabilidade espacial. De modo geral, os modelos que objetivam gerar superfícies a partir de procedimentos de interpolação, representam a variável em estudo como uma combinação de variabilidade em larga e pequena escala. O modelo utilizado para gerar os mapas de energia foi o modelo estatístico de efeitos locais e globais (*krigagem ordinária*) [10].

### 3. Resultados de Simulação

As simulações foram realizadas no simulador TOSSIM [11], utilizando o módulo para cálculo do consumo de energia PowerTOSSIM [12], e teve uma duração de 1000s. Os parâmetros de simulação foram ajustados para corresponder a uma rede real baseada no nó sensor Mica2 [13], a quantidade de energia inicial de cada nó foi definida como 100 Joules (J) e o modelo de comunicação *multihop* foi adotado entre os nós sensores.

Para avaliação das técnicas empregadas foram realizadas simulações em uma RSSF composta por 100 nós estacionários e homogêneos, distribuídos randomicamente em uma área de 100x100m<sup>2</sup>. Os experimentos foram conduzidos com apenas um nó sorvedouro. Após a coleta dos dados da simulação, utilizou-se o *software* R (versão 1.9.1) [14] para proceder todas as análises e construção dos gráficos.

Esta seção encontra-se dividida em duas etapas. A primeira etapa consiste na análise da utilização do método de amostragem estratificada para obtenção do consumo de energia em uma rede de sensores sem fio. Nesta etapa foram calculadas algumas medidas descritivas, como média e desvio-padrão com o objetivo de mostrar que os resultados obtidos pelas amostras selecionadas estão próximos aos seus respectivos valores populacionais. Na segunda etapa, o objetivo é construir mapas de energia utilizando as amostras obtidas na primeira etapa através do modelo estatístico de efeitos locais e globais.

### 3.1. Amostragem estratificada

Esta etapa consiste em avaliar a técnica de amostragem estratificada. Primeiro, como pode ser observado na Figura 1, a região de 100x100m<sup>2</sup> foi dividida em quatro sub-regiões (quadrantes) de 50x50m<sup>2</sup>, cada uma delas constituindo um estrato. Os 100 nós ficaram distribuídos da seguinte forma: 21 deles no primeiro quadrante, 31 no segundo, 26 no terceiro e 22 no quarto. Como mostrado na Figura 1, o nó sorvedouro está localizado no quarto quadrante.

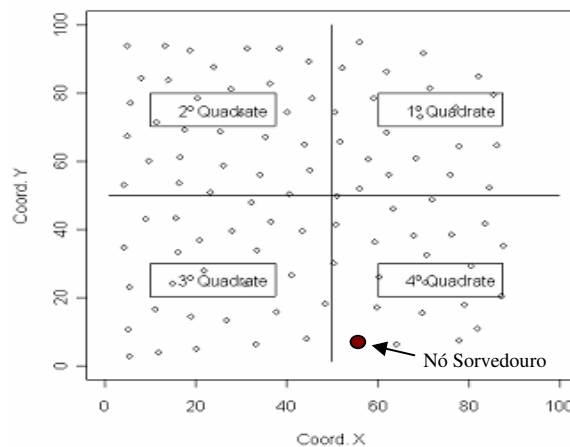


Figura 1. Divisão da área de simulação.

Para proceder às análises, foram escolhidos aleatoriamente quatro períodos de tempo: 240, 480, 720 e 960 segundos, correspondendo a 4, 8, 12 e 16 minutos de simulação. Para os instantes de tempo selecionados, encontram-se na Tabela 1 algumas medidas descritivas (média e desvio-padrão) para a energia residual dos nós sensores. De um modo geral, a energia residual dos nós decresce (como esperado) e o desvio-padrão dela aumenta ao longo do tempo. Exemplificando, no instante de tempo 240 segundos, a média de energia residual total e o desvio-padrão é 94.976 J e 0.3918 J, respectivamente. Após 16 minutos de simulação (960 segundos), a média total é 79.779 J e o desvio-padrão é 1.3767 J.

Dividindo a área de simulação em quadrantes (estratos) é possível observar através da Tabela 1 que as menores médias de energia residual foram relativas aos nós próximos ao nó sorvedouro (quarto quadrante). Isto porque estes nós consomem mais energia roteando informações provenientes dos nós mais afastados.

A exceção foi o instante de tempo de 240 segundos, onde os nós localizados no primeiro quadrante obtiveram a menor média de energia residual (94.885 J). Isto é

devido ao fato de que a maioria dos nós localizado no primeiro quadrante finalizaram os processos de inicialização e estabelecimento de rotas antes dos nós localizados nos demais quadrantes.

**Tabela 1. Medidas descritivas do consumo de energia dos nós em 240, 480, 720 e 960 segundos.**

Quadrante	240 seg		480 seg		720 seg		960 seg	
	média	dp	média	dp	média	dp	média	dp
1	94.885	0.3740	89.796	0.6738	84.789	1.0236	79.685	1.3318
2	95.092	0.5413	90.111	1.0487	85.160	1.5159	80.145	1.9637
3	94.968	0.2780	89.896	0.5603	84.816	0.7980	79.666	0.9646
4	94.908	0.2166	89.746	0.3552	84.627	0.4643	79.489	0.5648
Total	94.976	0.3918	89.908	0.7432	84.875	1.0752	79.779	1.3767

Para o levantamento por amostragem, há alguns fatores importantes que devem ser especificados, como o erro amostral máximo desejado e o tipo de alocação a ser utilizado. Neste trabalho, utilizou-se a média amostral como estimador da média de energia residual e o erro amostral máximo ( $\mathcal{E}$ ) foi de 2,5%. A alocação utilizada foi a proporcional devido a não haver diferença significativa entre os estratos.

Na Tabela 2 encontram-se os resultados do tamanho da amostra e dos estratos para os instantes de tempo avaliados, utilizando alocação proporcional. Nota-se que no instante de tempo 240 segundos são necessários 10 nós para obter informação sobre a energia residual, enquanto que em 960 segundos são necessários 54 nós. Esta diferença ocorre porque, com o passar do tempo, alguns nós consomem mais energia que outros, conduzindo a um aumento na variabilidade do consumo de energia dos nós. Como pôde ser observado, mantendo a precisão amostral (erro amostral máximo permitido) é necessário aumentar o número de nós durante o tempo de vida da rede. O tamanho das amostras apresentados na Tabela 2 foram escolhidos em todos os casos de modo a permitir um erro máximo de 2,5%. Tamanhos menores de amostras podem ser obtidos diminuindo a precisão amostral. Por exemplo, para um erro amostral máximo de 5% serão necessários apenas 14 nós no instante de tempo 960 segundos.

**Tabela 2. Tamanho da amostra utilizando alocação proporcional para os instantes de tempo de 240, 480, 720 e 960 segundos.**

Quadrante	240 seg	480 seg	720 seg	960 seg
	n	n	n	n
1	2	5	9	11
2	3	8	13	17
3	3	7	11	14
4	2	6	9	12
Total	10	26	42	54

Para avaliar o comportamento da média e do desvio-padrão dos valores amostrais, foi utilizado o método de simulação Monte Carlo com 10.000 réplicas. A Tabela 3 apresenta os resultados relacionados à investigação do comportamento da média amostral, exibindo as médias da população, da amostra e os vieses (diferença entre a média amostral e a média populacional). No geral, esta diferença é pequena apesar do tamanho da amostra, em alguns instantes, ser bastante pequeno. No instante de tempo de 240 segundos ( $n = 10$ ), a média geral da população é 94.9757 J, enquanto

que a média obtida através da amostra é 94.9745 J, obtendo uma diferença de apenas - 0.0012 J entre estas médias. Para o instante de tempo de 16 minutos (960 segundos), onde a diferença entre as médias populacional e amostral é de -0.0002 J. Como observado, as estimativas estão muito próximas do verdadeiro valor, comprovando a eficiência da técnica de amostragem empregada.

**Tabela 3. Média da energia residual (em Joules) nos instantes de tempo de 240, 480, 720, 960 segundos nos quatro quadrantes.**

Quadrante	240 seg			480 seg		
	População	Amostra	Viés	População	Amostra	Viés
1	94.8852	94.8847	-0.0005	89.7957	89.7976	0.0019
2	95.0916	95.0912	0.0004	90.1107	90.1143	0.0036
3	94.9677	94.9666	-0.0011	89.8956	89.8960	0.0004
4	94.9082	94.9051	-0.0031	89.7465	89.7471	0.0006
Total	94.9757	94.9745	-0.0012	89.9085	89.9102	0.0017
Quadrante	720 seg			960 seg		
	População	Amostra	Viés	População	Amostra	Viés
1	84.7888	84.7882	-0.0006	79.6846	79.6857	0.0011
2	85.1602	85.1652	0.0050	80.1451	80.1429	-0.0022
3	84.8157	84.8165	0.0007	79.6661	79.6669	0.0008
4	84.6274	84.6269	-0.0005	79.4889	79.4891	0.0002
Total	84.8754	84.8769	0.0015	79.7795	79.7793	-0.0002

A Tabela 4 apresenta o desvio-padrão populacional e amostral. No geral, as estimativas do desvio-padrão também são pouco viesadas, ou seja, a diferença entre o desvio padrão amostral e populacional é muito pequena. No instante de tempo de 4 minutos (240 segundos), a estimativa do desvio-padrão amostral foi de 0.3871 J, apresentando um viés de -0.0036 J. Já no instante de 16 minutos, a estimativa do desvio-padrão foi de 1.3780 J e o viés de 0.0034 J.

**Tabela 4. Desvio-padrão da energia residual (em Joules) nos instantes de tempo de 240, 480, 720, 960 segundos nos quatro quadrantes.**

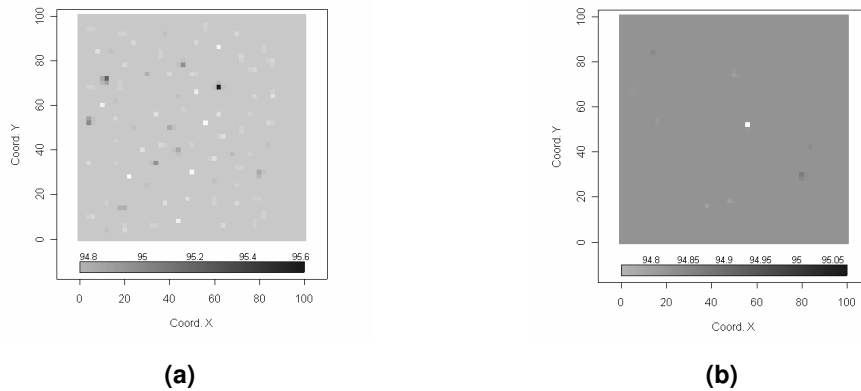
Quadrante	240 seg			480 seg		
	População	Amostra	Viés	População	Amostra	Viés
1	0.3740	0.3744	0.0003	0.6738	0.6794	0.0075
2	0.5413	0.5374	-0.0042	1.0487	1.0561	0.0154
3	0.2780	0.2765	-0.0008	0.5603	0.56069	0.0005
4	0.2166	0.2152	-0.0006	0.3552	0.35643	0.0009
Total	0.3918	0.3871	-0.0036	0.7432	0.74364	0.0006
Quadrante	720 seg			960 seg		
	População	Amostra	Viés	População	Amostra	Viés
1	1.0236	1.0227	-0.0018	1.3318	1.3347	0.0076
2	1.5159	1.5241	0.0250	1.9637	1.9578	-0.0231
3	0.7980	0.8006	0.0042	0.9646	0.9673	0.0052
4	0.4643	0.4628	-0.0013	0.5648	0.5653	0.0005
Total	1.0752	1.0808	0.0121	1.3767	1.3780	0.0034

Após verificar que a técnica de amostragem estratificada é representativa ao fenômeno em estudo, a etapa seguinte consiste em construir mapas da energia residual utilizando apenas informações de energia fornecidas pelas amostras.

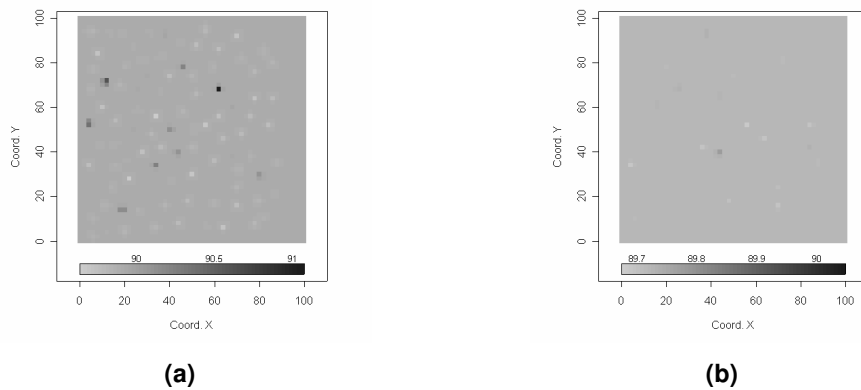
### 3.2. Construção dos mapas de energia

As representações escolhidas para os mapas foram: tons de cinza (duas dimensões) e três dimensões. Na literatura, geralmente, utiliza-se a representação em tons de cinza para visualizar os mapas de energia. Entretanto, também foi utilizada a representação em três dimensões por proporcionar uma boa visualização dos mapas. Vale ressaltar que esta representação foi utilizada apenas para o instante de tempo de 960 segundos que apresentou os melhores resultados devido ao tamanho amostral ser maior.

A Figura 2 apresenta os mapas da população (100 nós) e da amostra (10 nós) para o instante de tempo 240 segundos. Observa-se que o mapa obtido através da amostra (Figura 2(b)) gerou uma superfície pouco representativa quando comparada com a da Figura 2(a). Esta redução na qualidade do mapa ocorre devido ao pequeno tamanho da amostra.

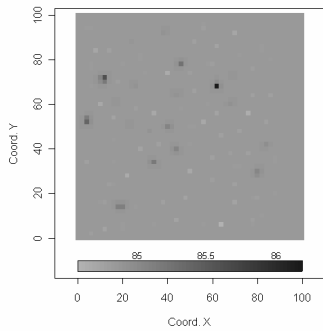


**Figura 2: Mapas do consumo de energia interpolados por krigagem no instante de tempo de 240 segundos em tons de cinza. À esquerda o mapa para os 100 nós (a); à direita para a amostra de 10 nós (b).**

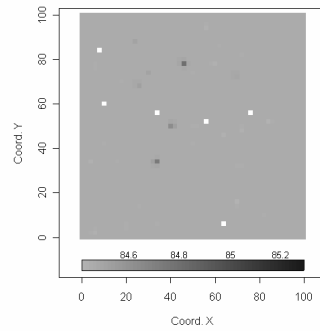


**Figura 3: Mapas do consumo de energia interpolados por krigagem no instante de tempo de 480 segundos em tons de cinza. À esquerda o mapa para os 100 nós (a); à direita para a amostra de 26 nós (b).**





(a)

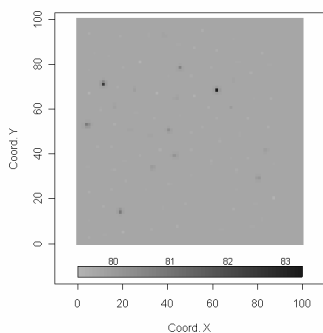


(b)

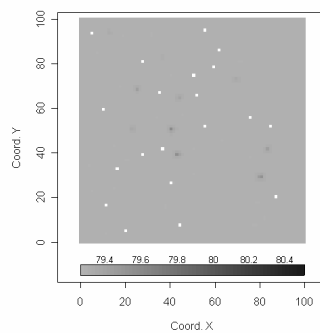
**Figura 4: Mapas do consumo de energia interpolados por krigagem no instante de tempo de 720 segundos em tons de cinza. À esquerda o mapa para os 100 nós (a); à direita para a amostra de 42 nós (b).**

Os mapas para os instantes de tempo 480, 720 e 960 segundos são apresentados nas Figuras 3, 4 e 5, respectivamente. Cada figura é composta por dois mapas, um referente à população (100 nós) e o outro relacionado à amostra (tamanho da amostra apresentado na Tabela 2). Uma vez que análise dos mapas é similar para estes instantes de tempo, será apresentada apenas a análise referente ao instante 960 segundos.

Os mapas dos valores estimados para o instante de 960 segundos estão representados na Figura 5. De acordo com a técnica de amostragem estratificada, o número de nós necessário para obter, de forma representativa, a informação do consumo médio de energia foi 54 nós (ver Tabela 2). Este mesmo tamanho de amostra foi utilizado para criar o mapa que está representado na Figura 5(b). A superfície criada a partir da amostra está bem próxima da desejada (Figura 5(a)), ou seja, com 54 nós obteve-se uma superfície que conseguiu capturar o consumo de energia dos 100 nós.



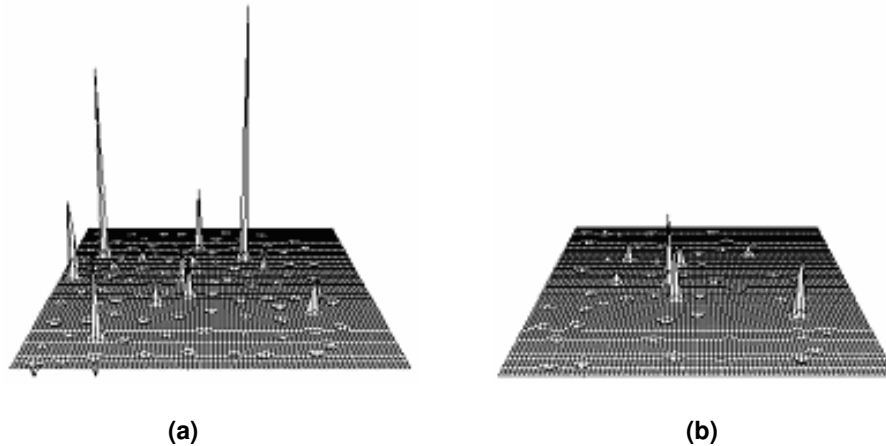
(a)



(b)

**Figura 5: Mapas do consumo de energia interpolados por krigagem no instante de tempo de 960 segundos em tons de cinza. À esquerda o mapa para os 100 nós (a); à direita para a amostra de 54 nós (b).**

Na Figura 6 são apresentadas às estimativas resultantes da técnica de interpolação empregada em uma superfície em três dimensões. Esta superfície é bastante interessante, pois possibilita visualizar melhor a quantidade de energia dos nós bem como o comportamento da superfície gerada pela interpolação. A Figura 6 (a) representa a superfície gerada pelos 100 nós, apesar de dois nós terem uma quantidade de energia muito elevada em comparação aos demais, observa-se que a superfície gerada pela interpolação não apresenta estimativas viesadas. O mesmo é observado para a superfície gerada pela amostra obtida da amostragem estratificada.



**Figura 6: Mapas do consumo de energia interpolados por krigagem no instante de tempo de 960 segundos em tons de cinza. À esquerda o mapa para os 100 nós (a); à direita para a amostra de 54 nós (b).**

#### **4. Conclusões e Trabalhos Futuros**

Este trabalho propôs e avaliou o emprego da técnica de amostragem estratificada proporcional para a obtenção do consumo de energia em redes de sensores sem fio e a partir dessa informação construir o mapa de energia da rede. O objetivo deste trabalho foi mostrar que é possível através da técnica de amostragem estratificada diminuir o número de pacotes transmitidos para a obtenção de informações sobre o consumo de energia dos nós sensores.

Os resultados mostram que a partir de um subconjunto dos nós que compõem a rede é possível obter o consumo de energia da RSSF, uma vez que esta técnica fornece amostras representativas. Além disso, através destas amostras foi possível a construção do mapa de energia da rede em vários instantes de tempo, utilizando a técnica de krigagem ordinária. A utilização desta técnica pode ser interessante para as situações em que ocorrem falhas, já que é possível construir mapas a partir de poucas informações. Por fim, conclui-se que a eficiência e a relativa simplicidade do método de amostragem torna-o apropriado para ser empregado em redes com recursos escassos, como é o caso das redes de sensores sem fio.

## 5. Referências

- [1] Akyildiz, I., Su, W., Sankarasubramaniam, Y. e Cayirci, E. (2002) “A Survey on Sensor Networks”, IEEE Communications Magazine, pp. 102-114.
- [2] Pottie, G. e Kaiser, W. (2000) “Wireless Integrated Network Sensors”, Communications of the ACM, Vol. 43, no. 5, pp. 51-58.
- [3] Estrin, D., Girod, L., Pottie, G. e Srivastava, M. (2001) “Instrumenting the World with Wireless Sensor Networks”, In: International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Salt Lake City.
- [4] Machado, M., Mini, R. e Loureiro, A. (2004) “Um Modelo de Amostragem para a Construção do Mapa de Energia em Redes de Sensores sem Fio”, In: VI Workshop de Comunicação sem Fio e Computação Móvel, Fortaleza.
- [5] Zhao, Y., Govindan, R. e Estrin, D. (2002) “Residual Energy Scans for Monitoring Wireless Sensor Networks”, In: IEEE Wireless Communications and Networking Conference, Orlando.
- [6] Mini, R., Nath, B. e Loureiro, A. (2004) “Prediction-based Energy Map for Wireless Sensor Networks”, Ad Hoc Networks Journal (To appear).
- [7] Mini, R., Nath, B. e Loureiro, A. (2002) “A Probabilist Approach to Predict the Energy Consumption in Wireless Sensor Networks”, In: IV Workshop de Comunicação sem Fio e Computação Móvel, São Paulo.
- [8] Cochran, Willian G., Sampling Techniques, 3º edição, New York; John Willey, 1977.
- [9] Davidson, R. e MacKinnon, J.G.. Estimation and Inference in Econometrics. Oxford University Press, 1993.
- [10] Druck, S., Carvalho, M., Câmara, G., Monteiro, A. Análise Espacial de Dados Geográficos, São José dos Campos, INPE, 2002 (2º edição, revisada e ampliada, disponível em [www.dpi.inpe.br/gilberto/livro](http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro)).
- [11] Levis, P. e Lee, N. (2003) “TOSSIM: A Simulator for TinyOS Networks”, Manual Técnico, Berkeley University.
- [12] Shnayder, V., Hempstead M., Chen, B., Allen, G. e Welsh, M (2004) “Simulating the Power Consumption of Large Scale Sensor Network Applications”, In: ACM SenSys 2004, Baltimore. (To appear)
- [13] Crossbow Technology, “MICA2: Wireless Measurement System”, [http://www.xbow.com/Products/Product\\_pdf\\_files/Wireless\\_pdf/6020-0042-05\\_A\\_MICA2.pdf](http://www.xbow.com/Products/Product_pdf_files/Wireless_pdf/6020-0042-05_A_MICA2.pdf)
- [14] Dalgaard, P., Introductory Statistics with R, Springer Verlag, 2002.