

Redes de Sensores sem Fios

Alejandro C. Frery

Instituto de Computação
Universidade Federal de Alagoas

CBPF

21 de novembro de 2007



Objetivos

- Apresentar a área das Redes de Sensores sem Fios
- Identificar alguns dos inúmeros problemas e desafios que essas entidades oferecem



Resumo

- 1 **Introdução**
- 2 Modelos e Definições
- 3 Funcionamento
- 4 Exemplo
 - O campo gaussiano
 - A distribuição espacial dos sensores
 - Amostragem e Reconstrução
- 5 Desafios



Motivação

- ➡ Avanços na comunicação sem fios e em eletrônica levaram ao uso de redes de sensores sem fios (RSSF) em inúmeras aplicações: vigilância de lugares públicos, monitoramento ambiental, aplicações militares, casas inteligentes e saúde entre outras.
- ➡ Há inúmeros problemas teóricos, práticos e tecnológicos que demandam novas soluções.



Descrição

Seguindo o artigo clássico de Akyildiz et al. (2002):

- ✓ Há um fenômeno de interesse a ser monitorado em um ambiente bem definido (pedestres e carros em um cruzamento, temperatura em uma fábrica, animais em uma floresta, concentração de poluentes em um curso d'água etc.
- ✓ A observação direta do fenômeno pode ser custosa, perigosa ou inviável, portanto,
- ✓ colocam-se dispositivos capazes de medir o fenômeno, de forma densa no ambiente, chamados *nós sensores*.



Descrição

Seguindo o artigo clássico de Akyildiz et al. (2002):

- ✓ Há um fenômeno de interesse a ser monitorado em um ambiente bem definido (pedestres e carros em um cruzamento, temperatura em uma fábrica, animais em uma floresta, concentração de poluentes em um curso d'água etc.
- ✓ A observação direta do fenômeno pode ser custosa, perigosa ou inviável, portanto,
- ✓ colocam-se dispositivos capazes de medir o fenômeno, de forma densa no ambiente, chamados *nós sensores*.



Descrição

Seguindo o artigo clássico de Akyildiz et al. (2002):

- ✓ Há um fenômeno de interesse a ser monitorado em um ambiente bem definido (pedestres e carros em um cruzamento, temperatura em uma fábrica, animais em uma floresta, concentração de poluentes em um curso d'água etc.
- ✓ A observação direta do fenômeno pode ser custosa, perigosa ou inviável, portanto,
- ✓ colocam-se dispositivos capazes de medir o fenômeno, de forma densa no ambiente, chamados *nós sensores*.



Nós Sensores

Os sensores possuem as seguintes propriedades básicas:

- Cada sensor carrega sua fonte de alimentação, tipicamente de energia finita.
- Ele é capaz de processar e de transmitir dados.
- A sua capacidade de processamento e a sua memória são limitadas.
- A localização não é necessariamente controlada.



Nós Sensores

Os sensores possuem as seguintes propriedades básicas:

- Cada sensor carrega sua fonte de alimentação, tipicamente de energia finita.
- Ele é capaz de processar e de transmitir dados.
- A sua capacidade de processamento e a sua memória são limitadas.
- A localização não é necessariamente controlada.



Nós Sensores

Os sensores possuem as seguintes propriedades básicas:

- Cada sensor carrega sua fonte de alimentação, tipicamente de energia finita.
- Ele é capaz de processar e de transmitir dados.
- A sua capacidade de processamento e a sua memória são limitadas.
- A localização não é necessariamente controlada.



Nós Sensores

Os sensores possuem as seguintes propriedades básicas:

- Cada sensor carrega sua fonte de alimentação, tipicamente de energia finita.
- Ele é capaz de processar e de transmitir dados.
- A sua capacidade de processamento e a sua memória são limitadas.
- A localização não é necessariamente controlada.



Agrupamento e Coleta de Dados

Além dos nós sensores, podem ser colocados alguns dispositivos capazes de fazer algum tipo de gerenciamento global em grupos (*clusters*) de sensores: os *cluster heads*.

As informações coletadas são repassadas a um nó central (*sink*) para a tomada de decisões.



Esquema

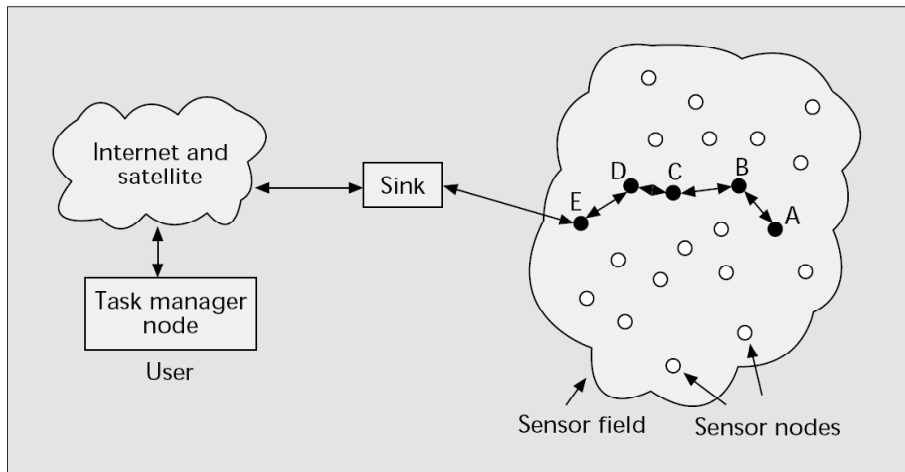


Figura: Esquema de uma RSSF (Fonte: Akyildiz et al., 2002)



Anatomia de um nó sensor

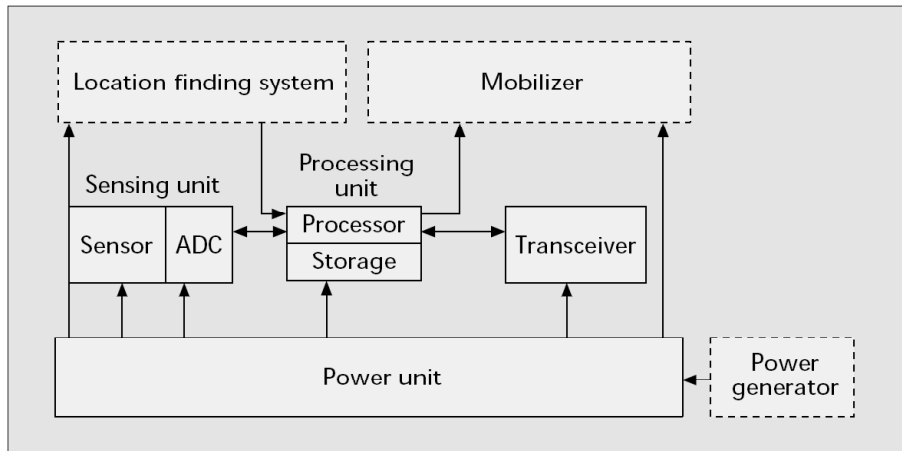


Figura: Elementos de um nó sensor (Fonte: Akyildiz et al., 2002)



O que se espera das RSSF?

- Bom funcionamento: levar a decisões acertadas
- Comportamento adaptativo em condições dinâmicas
- Baixo custo (tipicamente, dispositivos descartáveis)
- Longa vida da capacidade de monitoramento, não necessariamente dos indivíduos
- Uso de protocolos de comunicação para aumentar o tempo de monitoramento e a qualidade das informações coletadas



O que se espera das RSSF?

- Bom funcionamento: levar a decisões acertadas
- Comportamento adaptativo em condições dinâmicas
- Baixo custo (tipicamente, dispositivos descartáveis)
- Longa vida da capacidade de monitoramento, não necessariamente dos indivíduos
- Uso de protocolos de comunicação para aumentar o tempo de monitoramento e a qualidade das informações coletadas



O que se espera das RSSF?

- Bom funcionamento: levar a decisões acertadas
- Comportamento adaptativo em condições dinâmicas
- Baixo custo (tipicamente, dispositivos descartáveis)
- Longa vida da capacidade de monitoramento, não necessariamente dos indivíduos
- Uso de protocolos de comunicação para aumentar o tempo de monitoramento e a qualidade das informações coletadas



O que se espera das RSSF?

- Bom funcionamento: levar a decisões acertadas
- Comportamento adaptativo em condições dinâmicas
- Baixo custo (tipicamente, dispositivos descartáveis)
- Longa vida da capacidade de monitoramento, não necessariamente dos indivíduos
- Uso de protocolos de comunicação para aumentar o tempo de monitoramento e a qualidade das informações coletadas



O que se espera das RSSF?

- Bom funcionamento: levar a decisões acertadas
- Comportamento adaptativo em condições dinâmicas
- Baixo custo (tipicamente, dispositivos descartáveis)
- Longa vida da capacidade de monitoramento, não necessariamente dos indivíduos
- Uso de protocolos de comunicação para aumentar o tempo de monitoramento e a qualidade das informações coletadas



Resumo

- 1 Introdução
- 2 Modelos e Definições**
- 3 Funcionamento
- 4 Exemplo
 - O campo gaussiano
 - A distribuição espacial dos sensores
 - Amostragem e Reconstrução
- 5 Desafios



Uma forma de ver as RSSF I

A seguinte formalização foi apresentada por Frery et al. (2008). Uma RSSF pode ser modelada segundo o seguinte diagrama:

$$\begin{array}{ccccccc}
 \mathcal{N} & \xrightarrow{F} & V^* & \xrightarrow{S} & V & \xrightarrow{R} & D \\
 & & \downarrow R^* & & \downarrow \Psi & & \\
 & & D^* & & V' & \xrightarrow{R'} & D'
 \end{array}$$

onde \mathcal{N} denota o ambiente e o processo sob observação, F o fenômeno de interesse, com V^* seu domínio espaço-temporal.

Se fosse possível fazer observações sem ruído e completas, seriam formuladas regras ideais R^* que redundariam em decisões ideais D^* .

Ao invés disso, temos n sensores $\mathbf{S} = (S_1, \dots, S_n)$, cada um fazendo medições e informando com valores em V_i ; o conjunto de todos os valores possíveis é $V = (V_1, \dots, V_n)$.



Uma forma de ver as RSSF II

Com esta informação são formadas as regras R que redundam nas decisões D .

Usar todos os dados coletados pode ser dispendioso e redundante; nessas situações, podem ser utilizadas técnicas de fusão de informações (Nakamura et al., 2007).

Denotadas com Ψ , essas técnicas produzem valores em V' ; e com essas novas informações, as novas regras e decisões são R' e D' , respectivamente. Idealmente, D' e D^* coincidem.

Vistas do ponto de vista da teoria de sinais, F é o sinal a ser analisado, S a estratégia de amostragem, e Ψ a reconstrução.



Variáveis de Projeto de RSSF

- ➔ Tolerância a falhas
- ➔ Escalabilidade (aplicações com 10^2 até 10^6 nós sensores)
- ➔ Custos de produção (já há sensores de menos de 1 U\$)
- ➔ Limitações de hardware (o que pode fazer e durante quanto tempo)
- ➔ Topologia da rede de sensores: localização ou distribuição, configuração dinâmica, acréscimo de novos sensores à rede
- ➔ Ambiente
- ➔ Meio de transmissão: rádio, infra-vermelho, óptico
- ➔ Consumo de potência: percepção, processamento e comunicação



Variáveis de Projeto de RSSF

- ➔ Tolerância a falhas
- ➔ Escalabilidade (aplicações com 10^2 até 10^6 nós sensores)
- ➔ Custos de produção (já há sensores de menos de 1 U\$)
- ➔ Limitações de hardware (o que pode fazer e durante quanto tempo)
- ➔ Topologia da rede de sensores: localização ou distribuição, configuração dinâmica, acréscimo de novos sensores à rede
- ➔ Ambiente
- ➔ Meio de transmissão: rádio, infra-vermelho, óptico
- ➔ Consumo de potência: percepção, processamento e comunicação



Variáveis de Projeto de RSSF

- ➔ Tolerância a falhas
- ➔ Escalabilidade (aplicações com 10^2 até 10^6 nós sensores)
- ➔ Custos de produção (já há sensores de menos de 1 U\$)
- ➔ Limitações de hardware (o que pode fazer e durante quanto tempo)
- ➔ Topologia da rede de sensores: localização ou distribuição, configuração dinâmica, acréscimo de novos sensores à rede
- ➔ Ambiente
- ➔ Meio de transmissão: rádio, infra-vermelho, óptico
- ➔ Consumo de potência: percepção, processamento e comunicação



Variáveis de Projeto de RSSF

- ➔ Tolerância a falhas
- ➔ Escalabilidade (aplicações com 10^2 até 10^6 nós sensores)
- ➔ Custos de produção (já há sensores de menos de 1 U\$)
- ➔ Limitações de hardware (o que pode fazer e durante quanto tempo)
- ➔ Topologia da rede de sensores: localização ou distribuição, configuração dinâmica, acréscimo de novos sensores à rede
- ➔ Ambiente
- ➔ Meio de transmissão: rádio, infra-vermelho, óptico
- ➔ Consumo de potência: percepção, processamento e comunicação



Variáveis de Projeto de RSSF

- ➡ Tolerância a falhas
- ➡ Escalabilidade (aplicações com 10^2 até 10^6 nós sensores)
- ➡ Custos de produção (já há sensores de menos de 1 U\$)
- ➡ Limitações de hardware (o que pode fazer e durante quanto tempo)
- ➡ Topologia da rede de sensores: localização ou distribuição, configuração dinâmica, acréscimo de novos sensores à rede
- ➡ Ambiente
- ➡ Meio de transmissão: rádio, infra-vermelho, óptico
- ➡ Consumo de potência: percepção, processamento e comunicação



Variáveis de Projeto de RSSF

- ➔ Tolerância a falhas
- ➔ Escalabilidade (aplicações com 10^2 até 10^6 nós sensores)
- ➔ Custos de produção (já há sensores de menos de 1 U\$)
- ➔ Limitações de hardware (o que pode fazer e durante quanto tempo)
- ➔ Topologia da rede de sensores: localização ou distribuição, configuração dinâmica, acréscimo de novos sensores à rede
- ➔ **Ambiente**
- ➔ Meio de transmissão: rádio, infra-vermelho, óptico
- ➔ Consumo de potência: percepção, processamento e comunicação



Variáveis de Projeto de RSSF

- ➔ Tolerância a falhas
- ➔ Escalabilidade (aplicações com 10^2 até 10^6 nós sensores)
- ➔ Custos de produção (já há sensores de menos de 1 U\$)
- ➔ Limitações de hardware (o que pode fazer e durante quanto tempo)
- ➔ Topologia da rede de sensores: localização ou distribuição, configuração dinâmica, acréscimo de novos sensores à rede
- ➔ Ambiente
- ➔ Meio de transmissão: rádio, infra-vermelho, óptico
- ➔ Consumo de potência: percepção, processamento e comunicação



Variáveis de Projeto de RSSF

- ➔ Tolerância a falhas
- ➔ Escalabilidade (aplicações com 10^2 até 10^6 nós sensores)
- ➔ Custos de produção (já há sensores de menos de 1 U\$)
- ➔ Limitações de hardware (o que pode fazer e durante quanto tempo)
- ➔ Topologia da rede de sensores: localização ou distribuição, configuração dinâmica, acréscimo de novos sensores à rede
- ➔ Ambiente
- ➔ Meio de transmissão: rádio, infra-vermelho, óptico
- ➔ Consumo de potência: percepção, processamento e comunicação



Resumo

- 1 Introdução
- 2 Modelos e Definições
- 3 Funcionamento**
- 4 Exemplo
 - O campo gaussiano
 - A distribuição espacial dos sensores
 - Amostragem e Reconstrução
- 5 Desafios



Estratégias de Roteamento

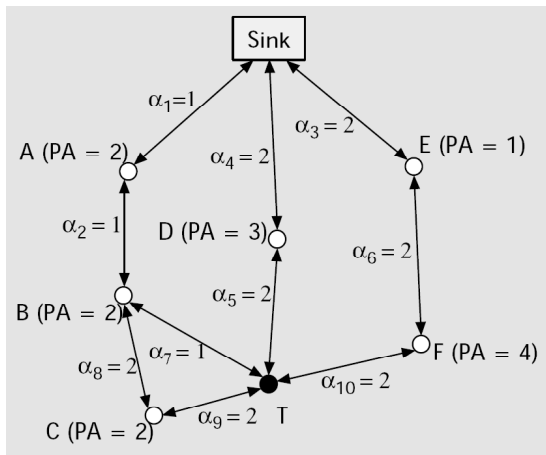


Figura: Critérios para escolha de rotas: potência disponível (PA), energia requerida (α) e comprimento em arcos (Fonte: Akyildiz et al., 2002)



Roteamento por localização e dados

- Se houver vários sensores na mesma região, não envie todos os dados (*geographic-aware clustering*)
- Só envie a medição de sensores que observam temperaturas acima de 40 °C
- Se vários sensores estiverem medindo aproximadamente o mesmo valor, não envie todos os dados (*data-aware clustering*)



Roteamento por localização e dados

- Se houver vários sensores na mesma região, não envie todos os dados (*geographic-aware clustering*)
- Só envie a medição de sensores que observam temperaturas acima de 40 °C
- Se vários sensores estiverem medindo aproximadamente o mesmo valor, não envie todos os dados (*data-aware clustering*)



Roteamento por localização e dados

- ❑ Se houver vários sensores na mesma região, não envie todos os dados (*geographic-aware clustering*)
- ❑ Só envie a medição de sensores que observam temperaturas acima de 40 °C
- ❑ Se vários sensores estiverem medindo aproximadamente o mesmo valor, não envie todos os dados (*data-aware clustering*)



Resumo

- 1 Introdução
- 2 Modelos e Definições
- 3 Funcionamento
- 4 Exemplo**
 - O campo gaussiano
 - A distribuição espacial dos sensores
 - Amostragem e Reconstrução
- 5 Desafios



Estimação de Erro

O erro introduzido no processo de amostragem e reconstrução não tem sido aferido com detalhes na literatura, bem como a influência que a distribuição espacial dos sensores tem nesse fator de mérito.

Para responder parcialmente essas questões, em Frery et al. (2008) propomos um modelo de três componentes:

- 1 Um campo gaussiano para descrever o fenômeno de interesse F
- 2 Um processo pontual capaz de modelar sensores agrupados, indiferentes e que se repelem
- 3 Duas estratégias de agrupamento de dados: os protocolos Leach (Heinzelman et al., 2002) e Skater (Reis et al., 2007)



Estimação de Erro

O erro introduzido no processo de amostragem e reconstrução não tem sido aferido com detalhes na literatura, bem como a influência que a distribuição espacial dos sensores tem nesse fator de mérito.

Para responder parcialmente essas questões, em Frery et al. (2008) propomos um modelo de três componentes:

- 1 Um campo gaussiano para descrever o fenômeno de interesse F
- 2 Um processo pontual capaz de modelar sensores agrupados, indiferentes e que se repelem
- 3 Duas estratégias de agrupamento de dados: os protocolos Leach (Heinzelman et al., 2002) e Skater (Reis et al., 2007)



Estimação de Erro

O erro introduzido no processo de amostragem e reconstrução não tem sido aferido com detalhes na literatura, bem como a influência que a distribuição espacial dos sensores tem nesse fator de mérito.

Para responder parcialmente essas questões, em Frery et al. (2008) propomos um modelo de três componentes:

- 1 Um campo gaussiano para descrever o fenômeno de interesse F
- 2 Um processo pontual capaz de modelar sensores agrupados, indiferentes e que se repelem
- 3 Duas estratégias de agrupamento de dados: os protocolos Leach (Heinzelman et al., 2002) e Skater (Reis et al., 2007)



- Escolhemos um campo gaussiano de média zero e função de covariância $\exp\{-\mathbf{x}^s\}$, onde $s > 0$ é a escala que caracteriza o processo (Schlather, 1999).
- Os eventos são simulados utilizando a biblioteca RandomFields do pacote R.
- O tipo de fenômeno descrito é a luminosidade no solo de uma floresta.



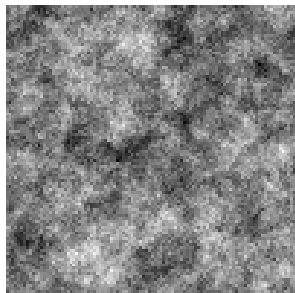
- Escolhemos um campo gaussiano de média zero e função de covariância $\exp\{-\mathbf{x}^s\}$, onde $s > 0$ é a escala que caracteriza o processo (Schlather, 1999).
- Os eventos são simulados utilizando a biblioteca `RandomFields` do pacote `R`.
- O tipo de fenômeno descrito é a luminosidade no solo de uma floresta.



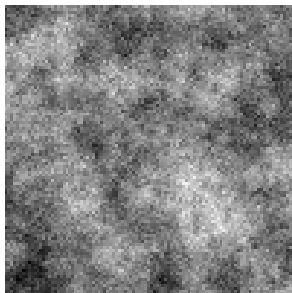
- Escolhemos um campo gaussiano de média zero e função de covariância $\exp\{-\mathbf{x}^s\}$, onde $s > 0$ é a escala que caracteriza o processo (Schlather, 1999).
- Os eventos são simulados utilizando a biblioteca `RandomFields` do pacote `R`.
- O tipo de fenômeno descrito é a luminosidade no solo de uma floresta.



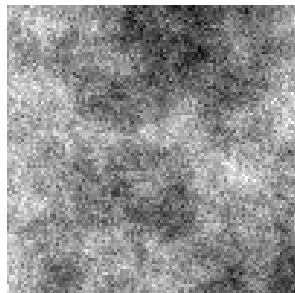
Amostras do fenômeno



(a) $s = 5$



(b) $s = 10$



(c) $s = 20$

Figura: Três eventos típicos



Processo pontual para localização de sensores

Imaginou-se a situação de distribuir os sensores de quatro maneiras diferentes:

- 1 Idealmente: de forma regular e igualmente espaçada cobrindo toda a área
- 2 Próximo ao caso anterior, mas com flutuações aleatórias, como se despejados de um avião voando a baixa altitude
- 3 Sem controle sobre a localização, como se despejados de um avião voando a grande altitude
- 4 Com sensores agrupados em pequenas regiões, como se só os que chegam em terreno seco sobrevivessem



Processo pontual para localização de sensores

Imaginou-se a situação de distribuir os sensores de quatro maneiras diferentes:

- 1 Idealmente: de forma regular e igualmente espaçada cobrindo toda a área
- 2 Próximo ao caso anterior, mas com flutuações aleatórias, como se despejados de um avião voando a baixa altitude
- 3 Sem controle sobre a localização, como se despejados de um avião voando a grande altitude
- 4 Com sensores agrupados em pequenas regiões, como se só os que chegam em terreno seco sobrevivessem



Processo pontual para localização de sensores

Imaginou-se a situação de distribuir os sensores de quatro maneiras diferentes:

- 1 Idealmente: de forma regular e igualmente espaçada cobrindo toda a área
- 2 Próximo ao caso anterior, mas com flutuações aleatórias, como se despejados de um avião voando a baixa altitude
- 3 Sem controle sobre a localização, como se despejados de um avião voando a grande altitude
- 4 Com sensores agrupados em pequenas regiões, como se só os que chegam em terreno seco sobrevivessem



Processo pontual para localização de sensores

Imaginou-se a situação de distribuir os sensores de quatro maneiras diferentes:

- 1 Idealmente: de forma regular e igualmente espaçada cobrindo toda a área
- 2 Próximo ao caso anterior, mas com flutuações aleatórias, como se despejados de um avião voando a baixa altitude
- 3 Sem controle sobre a localização, como se despejados de um avião voando a grande altitude
- 4 Com sensores agrupados em pequenas regiões, como se só os que chegam em terreno seco sobrevivessem



Modelo de processo pontual

Foi montado um processo pontual “por partes” na região $E = [0, 100]^2$:

$$C(n, a) = \begin{cases} M(n, e^a) & \text{se } a < 0 \\ B(n) & \text{se } 0 \leq a \leq 1 \\ S(n, a) & \text{se } a > 1, \end{cases}$$

onde $a \in \mathbb{R}$ descreve a atratividade dos sensores, e

- $M(n, r, E)$ é um processo sequencial de inibição espacial de Matérn, onde os pontos são os centros de (até) n discos de raio r ;
- $B(n)$ é um processo binomial de n pontos independentes; e
- $S(n, a)$ é a junção de dois processos binomiais independentes: um de an_0 pontos em $E' = [0, 25]^2$ e outro de $n_0 = n/(1+a)$ pontos em $E \setminus E'$ (assim, $n_0 + an_0 = n$).



Modelo de processo pontual

Foi montado um processo pontual “por partes” na região $E = [0, 100]^2$:

$$C(n, a) = \begin{cases} M(n, e^a) & \text{se } a < 0 \\ B(n) & \text{se } 0 \leq a \leq 1 \\ S(n, a) & \text{se } a > 1, \end{cases}$$

onde $a \in \mathbb{R}$ descreve a atratividade dos sensores, e

- $M(n, r, E)$ é um processo sequencial de inibição espacial de Matérn, onde os pontos são os centros de (até) n discos de raio r ;
- $B(n)$ é um processo binomial de n pontos independentes; e
- $S(n, a)$ é a junção de dois processos binomiais independentes: um de an_0 pontos em $E' = [0, 25]^2$ e outro de $n_0 = n/(1+a)$ pontos em $E \setminus E'$ (assim, $n_0 + an_0 = n$).



Modelo de processo pontual

Foi montado um processo pontual “por partes” na região $E = [0, 100]^2$:

$$C(n, a) = \begin{cases} M(n, e^a) & \text{se } a < 0 \\ B(n) & \text{se } 0 \leq a \leq 1 \\ S(n, a) & \text{se } a > 1, \end{cases}$$

onde $a \in \mathbb{R}$ descreve a atratividade dos sensores, e

- $M(n, r, E)$ é um processo sequencial de inibição espacial de Matérn, onde os pontos são os centros de (até) n discos de raio r ;
- $B(n)$ é um processo binomial de n pontos independentes; e
- $S(n, a)$ é a junção de dois processos binomiais independentes: um de an_0 pontos em $E' = [0, 25]^2$ e outro de $n_0 = n/(1+a)$ pontos em $E \setminus E'$ (assim, $n_0 + an_0 = n$).



Amostras da distribuição espacial de pontos

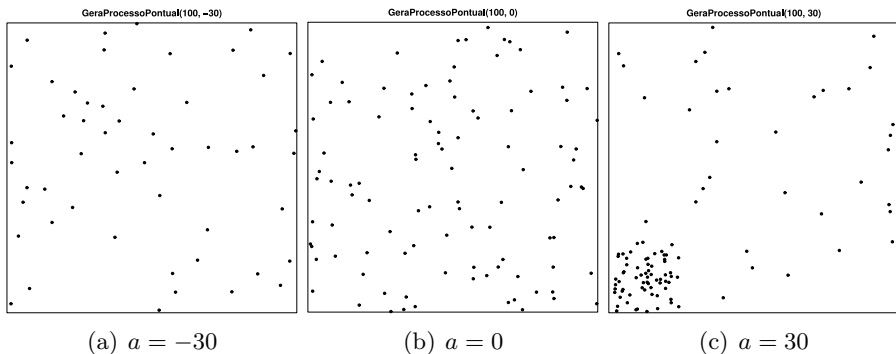


Figura: Três eventos típicos



Amostragem e reconstrução do sinal

- Dados o sinal f e a distribuição espacial dos sensores, definimos que cada sensor será responsável por capturar a média nos pontos de E que são mais próximos dele, i.e., na sua célula de Voronoi.
- Esta é uma aproximação otimista, porém um bom ponto de partida para o estudo.
- Feita a amostragem, são aplicadas duas técnicas de agrupamento antes de enviar o sinal: Leach (que leva em conta apenas a vizinhança espacial dos sensores) e Skater (que, além disso, agrupa sensores que estão observando valores similares).



Amostragem e reconstrução do sinal

- Dados o sinal f e a distribuição espacial dos sensores, definimos que cada sensor será responsável por capturar a média nos pontos de E que são mais próximos dele, i.e., na sua célula de Voronoi.
- Esta é uma aproximação otimista, porém um bom ponto de partida para o estudo.
- Feita a amostragem, são aplicadas duas técnicas de agrupamento antes de enviar o sinal: Leach (que leva em conta apenas a vizinhança espacial dos sensores) e Skater (que, além disso, agrupa sensores que estão observando valores similares).

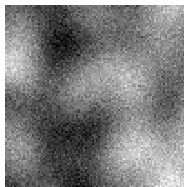


Amostragem e reconstrução do sinal

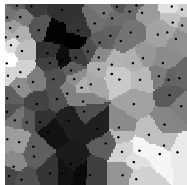
- Dados o sinal f e a distribuição espacial dos sensores, definimos que cada sensor será responsável por capturar a média nos pontos de E que são mais próximos dele, i.e., na sua célula de Voronoi.
- Esta é uma aproximação otimista, porém um bom ponto de partida para o estudo.
- Feita a amostragem, são aplicadas duas técnicas de agrupamento antes de enviar o sinal: Leach (que leva em conta apenas a vizinhança espacial dos sensores) e Skater (que, além disso, agrupa sensores que estão observando valores similares).



Um fenômeno, duas distribuições de pontos I



(a) $s = 20$



(b) $a = -30$



(c) Leach

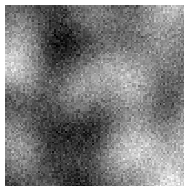


(d) Skater

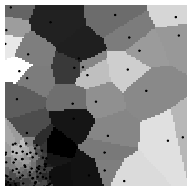
Figura: Fenômeno, amostragem e reconstrução



Um fenômeno, duas distribuições de pontos II



(a) $s = 20$



(b) $a = 30$



(c) Leach



(d) Skater

Figura: Fenômeno, amostragem e reconstrução



Erros

O valor absoluto de dois erros relativos é estimado:

$$\epsilon_1 = \int_E |(f - CM)/f|$$

onde $f \neq 0$, e

$$\epsilon_2 = \int_E |(S - CM)/S|,$$

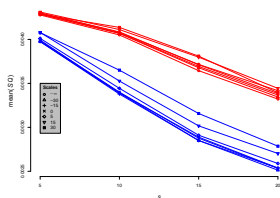
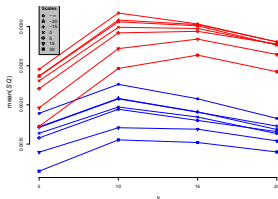
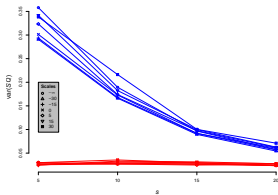
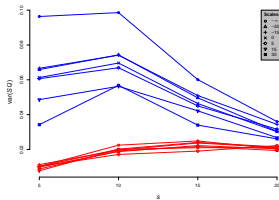
se $S \neq 0$, onde CM é a reconstrução pela média do cluster, e S é o dado amostrado na célula de Voronoi.

A primeira é uma medida mais exigente, ou pessimista, do que a segunda.

Foram feitas estimações Monte Carlo.



Resultados: Leach em vermelho, Skater em azul

(a) Média ϵ_1 vs. s (b) Média ϵ_2 vs. s (c) Variância ϵ_1 vs. s (d) Variância ϵ_2 vs. s 

Conclusões

- Há, de fato, dependência do comportamento do processo em relação à distribuição espacial de sensores, relação antes não estudada na literatura de RSSF.
- A função de amostragem, isto é, a média sobre as células de Voronoi, é excessivamente otimista e mascara o erro introduzido pelo processo de observação.



Conclusões

- Há, de fato, dependência do comportamento do processo em relação à distribuição espacial de sensores, relação antes não estudada na literatura de RSSF.
- A função de amostragem, isto é, a média sobre as células de Voronoi, é excessivamente otimista e mascara o erro introduzido pelo processo de observação.



Informações computacionais

Cada estimativa é baseada em cem replicações, que demandam aproximadamente cinco minutos de trabalho de uma CPU Intel Core 2 Duo de 2 GHz com 2 GB de memória RAM.

Foi utilizado um cluster de quarenta-e-oito processadores, tomando especial cuidado com o tratamento das sementes.

O estudo envolve a comunicação de códigos em C e R, além de bibliotecas de gerenciamento de processamento distribuído.



Resumo

- 1 Introdução
- 2 Modelos e Definições
- 3 Funcionamento
- 4 Exemplo
 - O campo gaussiano
 - A distribuição espacial dos sensores
 - Amostragem e Reconstrução
- 5 **Desafios**



Alguns desafios I

- ✓ Estudar o erro em modelos mais realistas, por exemplo substituindo as células de Voronoi por funções características de sensores reais (dissertação de Alencar)
- ✓ Utilizar processos pontuais marcados para descrever o funcionamento de RSSFs: cada sensor possui uma localização, uma potência disponível (que vai decaindo com o tempo), e um contexto para medir uma certa função
- ✓ Modelar fenômenos multivariados
- ✓ Utilizar dinâmicas para o processo sob observação e para a localização dos sensores (sensores móveis: robôs)
- ✓ Calcular o número de sensores e a estratégia ótimos para observar fenômenos dinâmicos com um certo erro máximo tolerável



Alguns desafios I

- ✓ Estudar o erro em modelos mais realistas, por exemplo substituindo as células de Voronoi por funções características de sensores reais (dissertação de Alencar)
- ✓ Utilizar processos pontuais marcados para descrever o funcionamento de RSSFs: cada sensor possui uma localização, uma potência disponível (que vai decaindo com o tempo), e um contexto para medir uma certa função
- ✓ Modelar fenômenos multivariados
- ✓ Utilizar dinâmicas para o processo sob observação e para a localização dos sensores (sensores móveis: robôs)
- ✓ Calcular o número de sensores e a estratégia ótimos para observar fenômenos dinâmicos com um certo erro máximo tolerável



Alguns desafios I

- ✓ Estudar o erro em modelos mais realistas, por exemplo substituindo as células de Voronoi por funções características de sensores reais (dissertação de Alencar)
- ✓ Utilizar processos pontuais marcados para descrever o funcionamento de RSSFs: cada sensor possui uma localização, uma potência disponível (que vai decaindo com o tempo), e um contexto para medir uma certa função
- ✓ **Modelar fenômenos multivariados**
- ✓ Utilizar dinâmicas para o processo sob observação e para a localização dos sensores (sensores móveis: robôs)
- ✓ Calcular o número de sensores e a estratégia ótimos para observar fenômenos dinâmicos com um certo erro máximo tolerável



Alguns desafios I

- ✓ Estudar o erro em modelos mais realistas, por exemplo substituindo as células de Voronoi por funções características de sensores reais (dissertação de Alencar)
- ✓ Utilizar processos pontuais marcados para descrever o funcionamento de RSSFs: cada sensor possui uma localização, uma potência disponível (que vai decaindo com o tempo), e um contexto para medir uma certa função
- ✓ Modelar fenômenos multivariados
- ✓ Utilizar dinâmicas para o processo sob observação e para a localização dos sensores (sensores móveis: robôs)
- ✓ Calcular o número de sensores e a estratégia ótimos para observar fenômenos dinâmicos com um certo erro máximo tolerável



Alguns desafios I

- ✓ Estudar o erro em modelos mais realistas, por exemplo substituindo as células de Voronoi por funções características de sensores reais (dissertação de Alencar)
- ✓ Utilizar processos pontuais marcados para descrever o funcionamento de RSSFs: cada sensor possui uma localização, uma potência disponível (que vai decaindo com o tempo), e um contexto para medir uma certa função
- ✓ Modelar fenômenos multivariados
- ✓ Utilizar dinâmicas para o processo sob observação e para a localização dos sensores (sensores móveis: robôs)
- ✓ Calcular o número de sensores e a estratégia ótimos para observar fenômenos dinâmicos com um certo erro máximo tolerável



Alguns desafios I

- ✓ Empregar inferência em processos pontuais para construir regras decisórias mais eficazes
- ✓ Propor novos protocolos de funcionamento que levem em conta a localização espacial e os dados para otimizar o erro e o tempo de vida das RSSFs
- ✓ Propor novas técnicas de agregação de informações (sumarização de múltiplas câmeras, por exemplo)



Alguns desafios I

- ✓ Empregar inferência em processos pontuais para construir regras decisórias mais eficazes
- ✓ Propor novos protocolos de funcionamento que levem em conta a localização espacial e os dados para otimizar o erro e o tempo de vida das RSSFs
- ✓ Propor novas técnicas de agregação de informações (sumarização de múltiplas câmeras, por exemplo)



Alguns desafios I

- ✓ Empregar inferência em processos pontuais para construir regras decisórias mais eficazes
- ✓ Propor novos protocolos de funcionamento que levem em conta a localização espacial e os dados para otimizar o erro e o tempo de vida das RSSFs
- ✓ Propor novas técnicas de agregação de informações (sumarização de múltiplas câmeras, por exemplo)



Referências I

- Akyildiz, I. F., Su, W., Sankarasubramaniam, Y. & Cyirci, E. (2002), 'Wireless sensor networks: A survey', *Computer Networks* **38**(4), 393–422.
- Frery, A. C., Ramos, H., Alencar-Neto, J. & Nakamura, E. F. (2008), Error estimation in wireless sensor networks, *in* 'ACM Symposium on Applied Computing', ACM, Fortaleza, CE, Brazil.
- Heinzelman, W. B., Chandrakasan, A. & Balakrishnan, H. (2002), 'An application-specific protocol architecture for wireless microsensor networks', *IEEE Transactions on Wireless Communication* **1**, 660–670.
- Nakamura, E. F., Loureiro, A. A. F. & Frery, A. C. (2007), 'Information fusion for wireless sensor networks: Methods, models and classifications', *ACM Computing Surveys* **39**(3), 9/1–55.



Referências II

Reis, I. A., Câmara, G., Assunção, R. & Monteiro, A. M. V. (2007), Data-aware clustering for geosensor networks data collection, *in* ‘Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto’, Florianópolis, SC, Brazil, pp. 6059–6066. URL <http://www.dsr.inpe.br/sbsr2007/biblioteca/>.

Schlather, M. (1999), Introduction to positive definite functions and to unconditional simulation of random fields, Technical Report ST-99-10, Department of Mathematics and Statistics, Lancaster University, UK.



Contato

Alejandro C. Frery

acfrery@pesquisador.cnpq.br

Instituto de Computação

Universidade Federal de Alagoas

