

PRATIQUE: Um Algoritmo Hierárquico para Rastreamento de Alvos em Áreas Quantizadas para Redes de Sensores

Éfren L. Souza¹, Eduardo F. Nakamura^{2,1}

¹ Universidade Federal do Amazonas – UFAM

²Fundação Centro de Análise, Pesquisa e Inovação Tecnológica – FUCAPI

efren@dcc.ufam.edu.br, eduardo.nakamura@fucapi.br

Abstract. *Target tracking is an important application of sensor networks, particularly interesting in applications for Ecology, related to monitoring of animals. In this context, understanding the territorial occupation of animals is fundamental for understanding their habits. In this work, we propose the PRATIQUE – a prediction-based clustering algorithm for tracking targets considering a discrete sensor field into cells (target’s positions). This approach is based on two hierarchical levels: static clusters at the first level and dynamic clusters at the second level. This hybrid scheme allows reducing the cost of communication and ensures that all data generated by an event to be delivered to a single node. To predict the target’s position, we use the Kalman, Particle or Alpha-Beta filters. The prediction, as well as a result provided by the application, is used to prepare the group of nodes that will detect the next event. Results show that prediction errors are close to one cell.*

Resumo. *Rastreamento de alvos é uma importante aplicação de redes de sensores, particularmente interessante em aplicações de Ecologia, relacionadas ao monitoramento de animais. Nesse contexto, entender a ocupação territorial dos animais é fundamental para compreender seus hábitos. Neste trabalho propomos o PRATIQUE – algoritmo baseado em agrupamento e previsão para rastreamento de alvos considerando um campo de sensores discretizado em células (posições do alvo). Esta abordagem é baseada em dois níveis hierárquicos: agrupamentos estáticos no primeiro nível e agrupamentos dinâmicos no segundo nível. Esse esquema híbrido permite a redução do custo de comunicação e garante que todos os dados gerados por um evento se concentrem em um único nó. Para prever a posição do alvo usamos os filtros de Kalman, Partículas ou Alfa-Beta. A previsão, além de um resultado fornecido pela aplicação, é usada para preparar o grupo de nós que irá detectar o próximo evento. Os resultados mostram erros de cálculo de posição próximos de zero, já os erros das previsões são de aproximadamente uma célula.*

1. Introdução

Uma Rede de Sensores Sem Fio (RSSF) é um tipo especial de rede *ad-hoc* composta por dispositivos com recursos limitados, chamados nós sensores. Esses nós sensores são capazes de processar, coletar e disseminar dados. O objetivo dessas redes é monitorar o ambiente para detectar e avaliar eventos de interesse [Akyildiz et al., 2002].

Rastreamento de alvos é uma importante aplicação das RSSFs, sendo formada por três partes: detecção do alvo (como animais, pessoas e veículos), cálculo da posição atual e previsão da posição futura [Tahan et al., 2009; Nakamura et al., 2007]. Devido às interferências nas leituras dos sensores e às restrições de energia e comunicação [Nakamura et al., 2007] é desafiador desenvolver uma técnica eficiente e precisa.

Neste artigo propomos e avaliamos o *Prediction-based clusteRing Algorithm for TrackIng targets in QUantized arEas for wireless sensor networks* (PRATIQUE) – algoritmo de rastreamento baseado em agrupamento (*cluster*) e previsão, em que a posição do alvo é dada como uma região do ambiente monitorado. Para isso, a rede é organizada em grade, onde as células formadas são as regiões de ocupação do alvo. Em Souza et al. [2011] mostramos a prova-de-conceito da utilização de células em rastreamento, mas centralizamos todo o processamento no nó sorvedouro, cabendo aos nós somente detectar o alvo e encaminhar os dados. Neste trabalho, utilizamos o mesmo princípio, mas aplicado de forma distribuída.

O PRATIQUE possui um esquema híbrido de agrupamento: estático e dinâmico. No agrupamento estático a rede é dividida em setores logo depois que a rede é implantada. Os nós que estão localizados dentro de um mesmo setor fazem parte do mesmo agrupamento, sendo que um deles é eleito como líder. O agrupamento dinâmico é formado somente por líderes de agrupamento e depende da cobertura do evento – consideramos que o alvo possui um transmissor que emite sinais em intervalos de tempo definidos, cada transmissão caracteriza um evento.

Quando um evento ocorre, todos os nós geram uma posição prévia para o alvo, essa é imprecisa pois compreende as quatro células ao redor do nó. Esses encaminham suas posições para o líder do seu agrupamento através de múltiplos saltos. A cada salto é feita a fusão dos dados de posição. Até esse momento somente o agrupamento estático foi utilizado, seu objetivo é melhorar a precisão da posição e reduzir o custo de comunicação. No entanto, um evento pode ocorrer entre dois ou mais agrupamentos, nesse caso cada líder terá apenas dados de posição parciais. Para obter um resultado mais preciso é necessário que a fusão de todos os dados seja feita em um único nó. Para resolver esse problema é criado um agrupamento dinâmico formado somente pelos líderes envolvidos no evento. Um deles é escolhido para receber todos os dados sobre o evento, calcular a posição do alvo e prever sua próxima posição.

A previsão é feita com os filtros de Kalman (KF) [Wang et al., 2012], Partículas (PF) [Li & Xu, 2010] ou Alfa-Beta (ABF) [Sharma et al., 2011], corrigidos com a posição atual. A cada previsão, o estado do filtro é modificado apenas no nó que realizou essa ação. Dessa forma, o estado do filtro precisa ser atualizado no próximo nó que realizará a previsão. A forma mais simples e segura é atualizar os líderes de todos os agrupamentos. Entretanto, essa solução exige um custo de comunicação alto, por isso usamos a previsão para atualizar os líderes dos agrupamentos próximos da posição prevista.

O restante deste artigo está organizado como segue. A Seção 2 apresenta os trabalhos relacionados. A Seção 3 descreve o funcionamento do algoritmo PRATIQUE. A Seção 4 apresenta a metodologia experimental e as avaliações quantitativas. Por fim, a Seção 5 apresenta as conclusões e trabalhos futuros.

2. Trabalhos Relacionados

Tahan et al. [2009] apresentam um *survey* que descreve diversos tipos de algoritmos de rastreamento em redes de sensores seguindo uma classificação. Ele os classifica como baseadas em árvore ou agrupamento, sendo que cada uma ainda pode ser combinada com previsão para reduzir o consumo de energia e a probabilidade de perder o alvo.

Chang et al. [2008] usam um esquema híbrido de agrupamento para determinar os limites de um objeto contínuo (e.g. incêndios florestais e materiais bioquímicos). O ambiente monitorado é dividido em agrupamentos estáticos, sendo cada um liderado por um nó que recebe os dados do grupo. Caso o mesmo objeto se espalhe por diferentes grupos, os nós que estão nos limites do agrupamento enviam uma mensagem ao agrupamento vizinho informando que também estão detectando o evento. Os líderes enviam seus dados até o nó sorvedouro, que por sua vez determina os limites do objeto contínuo.

Deldar & Yaghmaee [2010] propõem um algoritmo de rastreamento baseado em agrupamento e previsão que ativam somente os nós essenciais para rastrear o alvo, enquanto os outros nós ficam hibernando.

Filtros Bayesianos são geralmente utilizados em rastreamento de alvos em redes de sensores, já que essa tarefa é exposta a diferentes fontes de ruído e visa prever a posição do alvo [Nakamura et al., 2007]. Wang et al. [2012] propõem um modelo de ruído melhorado aplicado na distância obtida pelos sensores. Esses usam uma estimativa por máxima verossimilhança para obter uma pré-localização e remover a não linearidade das medidas antes de aplicar o KF padrão. Li & Xu [2010] propõem um PF otimizado para rastreamento com manobras bruscas. Para isso, eles usam uma faixa de direção do movimento para diminuir a quantidade de partículas que desviam da trajetória do alvo, reduzindo a degradação de partículas.

3. Algoritmo PRATIQUE

PRATIQUE (*Prediction-based clusteRing Algorithm for TrackIng targets in QUantized arEas for wireless sensor networks*) é um algoritmo hierárquico para RSSFs, cujo objetivo é o rastreamento de alvos considerando um campo de sensores discretizado em células. Esse foi proposto no contexto dos projetos SAUIM (CNPq 55.4087/2006-5) e RastroAM (CNPq 47.4194/2007-8) para o rastreamento do sauim-de-coleira. Trata-se de um primata territorialista e presente apenas no Amazonas que está incluído nas listas nacionais e internacionais de espécies ameaçadas como Criticamente em Perigo [Machado et al., 2005]. O objetivo de rastrear esse animal é determinar seu padrão de movimento, correlacionando com seus hábitos alimentares e comportamento social. Nesse caso, a posição exata do alvo é dispensável, sendo importante o conhecimento da região em que ele se encontra no ambiente monitorado.

Para viabilizar o uso das redes de sensores para esta aplicação, os nós da rede devem ser dispostos em grade. Geralmente as técnicas de rastreamento consideram que os nós são distribuídos aleatoriamente [Tahan et al., 2009; Chang et al., 2008; Deldar & Yaghmaee, 2010], pois a implantação da rede é mais simples, principalmente quando o ambiente monitorado é extenso. Entretanto, como nossa técnica é destinada a ser aplicada na floresta, dispor os nós em grade é mais adequado pelas seguintes razões:

- As reservas ecológicas de florestas tropicais comumente possuem vias de acesso usadas por ecologistas para estudar a fauna e a flora da região. Essas vias geral-

mente são feitas em forma de grade, dessa forma podem ser usadas para viabilizar a comunicação entre os nós dentro da floresta densa [Figueiredo et al., 2009].

- Estimativas de distância com base na potência do sinal são inviáveis. Geralmente, a posição do alvo é calculada com trilateração [Savvides et al., 2001], sendo que a distância entre os nós é estimada com base na potência do sinal recebido. Entretanto, em um ambiente florestal, a variação da potência recebida é alta, inviabilizando a relação entre potência recebida e distância.
- No fim da vida útil da rede, os nós sensores precisam ser coletados. Pois esses são compostos por baterias e outros materiais prejudiciais ao meio ambiente, demandando uma coleta posterior de dispositivos inoperantes. A distribuição estratégica dos nós facilita essa tarefa.

Diante dos requisitos e restrições desse contexto, elaboramos um algoritmo de rastreamento baseado em agrupamento híbrido (estático/dinâmico) e previsão, em que a posição do alvo é dada como uma região do ambiente monitorado. Para isso, os nós da rede são organizados em grade, as células formadas nesse arranjo são as regiões de ocupação do alvo. Calcular a posição do alvo como uma célula, em vez de coordenadas absolutas, é menos complexo computacionalmente e independe das distâncias dos nós para o alvo. No restante desta seção descrevemos o funcionamento desse algoritmo.

A topologia da rede é disposta em forma de grade com I linhas e J colunas, essas formam células que representam as posições do alvo. Nas interseções dessas linhas e colunas estão N nós sensores. Cada nó $n_{i,j}$, com $0 \leq i < I - 1$ e $0 \leq j < J - 1$, conhece a linha e coluna a que pertence. Somente esses dados são necessário para determinar a posição do alvo. A Figura 1(a) ilustra a disposição dos nós e das células formadas. Um nó posicionado no canto superior direito da célula é chamado de nó referência da célula, pois nesse caso o nó tem o mesmo índice da célula.

Consideramos que o alvo possui um colar transmissor. Em intervalos de tempo definidos, esse colar emite sinais, caracterizando os eventos a serem monitorados. Cada sinal transmitido é uma mensagem que contém o identificador do alvo e a sequência da transmissão. Com esses dados, podemos distinguir um alvo de outro e estabelecer a ordem dos eventos sem a necessidade de sincronizar os nós. A mobilidade do alvo é dada como uma Caminhada Aleatória Correlacionada (CRW – *Correlated Random Walk*), pois é uma ferramenta da física estatística para obter uma representação aproximada do comportamento animal [Wu et al., 2000].

3.1. Fases do PRATIQUE

Esta seção descreve o funcionamento do PRATIQUE. Esse algoritmo pode ser dividido em seis fases: configuração, detecção de evento, formação de agrupamento dinâmico, posicionamento/previsão, sincronização de filtro e notificação de resultado. A Figura 1 ilustra a execução do PRATIQUE. A seguir detalhamos o mecanismo de cada fase.

Configuração Os nós são divididos em agrupamentos estáticos assim que a rede é implantada. Para isso, o nó sorvedouro inunda a rede com uma mensagem que contém o seu índice (i, j) , as dimensões dos agrupamentos, as dimensões das células e o raio de alcance nominal dos nós. O nó que recebe essa mensagem determina o seu agrupamento, se classifica dentro do mesmo, ajusta sua potência de transmissão e repassa a mensagem.

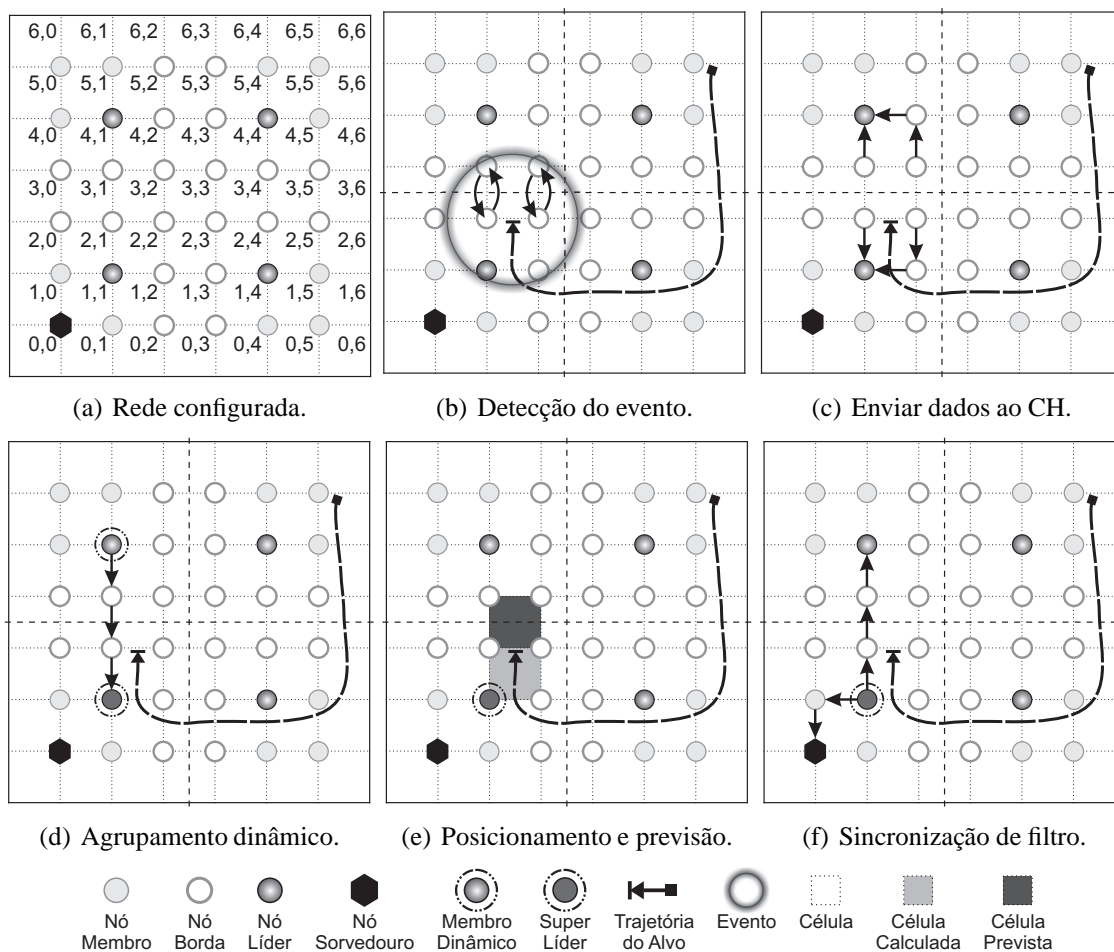


Figura 1. Fases do PRATIQUE.

Em um agrupamento, um nó pode ser classificado como Membro (*Cluster Member* – CM), Borda (*Cluster Border* – CB) ou Líder (*Cluster Head* – CH). Um CM é qualquer nó que faz parte de um agrupamento, sua função é detectar o alvo e enviar essa informação até seu CH. Um CB é o nó que está localizado na fronteira entre agrupamentos, sua função é avisar ao CH se existe outro agrupamento participando de um mesmo evento. Um CH é o nó que recebe e faz a fusão de dados de todos os nós do seu agrupamento. Consideramos que o CH é o nó mais próximo do centro do agrupamento. Vale ressaltar que os CBs e CHs também trabalham como CMs.

Detecção de Evento Quando ocorre um evento, no primeiro momento, cada CM que o detecta gera dois dados: o dado de pré-posição – formado por uma posição e seu peso, em nós isolados esses dados são imprecisos, por isso os nós devem fazer a sua fusão – e o dado de agrupamentos participantes – um *byte* que representa os agrupamentos ao redor do agrupamento do nó, cada *bit* representa a participação de um agrupamento, o valor 1 indica que está participando e 0 indica o contrário, inicialmente todos os *bits* são 0.

Os pesos atribuídos às células candidatas do nó podem ser constantes (valor 1, por exemplo) ou baseados na potência do sinal recebida do alvo. No primeiro caso, o resultado da fusão de dados sempre será a célula mais ao centro dentre todas as células

candidatas. No segundo caso, a potência do sinal indica os nós que estão mais próximos ao evento, então as células candidatas desses nós ficam com um peso maior. Por isso, o resultado da fusão é a célula que se encontra na região de maior importância.

Em um segundo momento, os CHs de agrupamentos diferentes que detectam o evento trocam mensagens contendo o valor que representa seu agrupamento. Se o agrupamento da mensagem é diferente do seu, atribui valor 1 para o *bit* que o representa no *byte* de agrupamentos participantes. A ideia é fazer que todos os CHs envolvidos no evento conheçam uns aos outros. Isso é usado na criação do agrupamento dinâmico.

Por fim, esse dados são todos enviados ao CH, que é responsável pela fusão de todos os dados do agrupamento. Para evitar redundância de dados, reduzir o tráfego da rede e evitar colisões, esse envio é feito com base no número de saltos do nó até o CH. O agrupamento é dividido em camadas de transmissão, onde cada camada é formada pelos nós que têm a mesma distância em saltos. As camadas mais distantes sempre enviam os dados antes das camadas mais próximas. O CH aguarda um tempo fixo após o evento para receber os dados. A cada salto, o nó que recebe a mensagem realiza a fusão dos seus dados e repassa o resultado.

Formação de Agrupamento Dinâmico No fim da fase anterior, o CH recebe todos os dados do seu agrupamento, mas um mesmo evento pode ocorrer entre dois ou mais agrupamentos. Nesse caso, temos diferentes CHs com dados parciais sobre o evento. Para unir esses dados em um único nó, criamos um agrupamento dinâmico que é formado de acordo com a cobertura do evento. Esse é formado somente pelos CHs dos agrupamentos que o evento cobriu, dentre eles um é eleito como líder (*Super Cluster Head – SCH*). Um CH se torna SCH automaticamente somente se o evento cobre apenas o seu agrupamento. Os outros CHs enviam seus dados de posição para o SCH.

Cada CH conhece os outros CHs que também estão envolvidos no evento analisando o *byte* de agrupamentos participantes. Dentre esses, o SCH é o mais próximo do nó sorvedouro. Uma vez que o SCH é escolhido, os outros nós do agrupamento dinâmico enviam os seus dados de posição para ele. O SCH fica encarregado pelas próximas fases.

Posicionamento/Previsão O SCH realiza a fusão os dados enviados pelos membros do agrupamento dinâmico, para gerar a posição alvo. Esse mesmo nó prevê a próxima posição do alvo usando KF, PF ou ABF. A posição do alvo é usada como medida na etapa de correção dos filtros. Quando um SCH prevê a posição de um alvo pela primeira vez, ele cria um filtro específico para esse alvo, sendo que o mesmo filtro é usado para os eventos posteriores do alvo em questão. Dessa forma, múltiplos alvos podem ser rastreados isoladamente.

Sincronização de Filtro A cada previsão o filtro muda seu estado. Fazer previsões usando o estado mais atual do filtro é fundamental para rastrear o alvo com sucesso e de forma distribuída. Entre um evento e outro o alvo pode mudar de agrupamento, sendo assim o CH desse agrupamento pode não possuir o estado mais atual do filtro. Nesse caso, para manter o filtro atualizado, o SCH que fez a última previsão deve enviar o estado do seu filtro ao CH do agrupamento para onde o alvo está indo.

Para realizar essa atualização de forma eficiente usamos a previsão. Após realizar a previsão, o SCH verifica em que agrupamento a célula prevista se encontra. Se esse agrupamento é diferente do seu, ele envia uma mensagem até o CH desse agrupamento. Entretanto, a previsão nem sempre é precisa, por isso devemos considerar uma margem de erro, que pode ser ajustada de acordo com o desempenho dos filtros. Sendo assim, consideramos também algumas células próximas da célula prevista, nesse caso mais de um CH pode ser atualizado.

Notificação de Resultado Em paralelo com a atualização do filtro, o SCH que calcula e estima a posição de um alvo envia esses resultados para o nó sorvedouro.

4. Avaliação

4.1. Metodologia

As avaliações são realizadas por meio de simulações com ns-2. A configuração padrão da rede é composta de 2401 nós sensores monitorando uma região de $500 \times 500 \text{m}^2$, os nós ficam a 10m de distância uns dos outros, resultando em 50×50 células de $10 \times 10 \text{m}^2$ cada. A região monitorada é dividida em 3×3 agrupamentos estáticos. Consideramos que o nó $n_{0,0}$ é o nó sorvedouro. Os raios de alcance dos nós da rede são de 15m, isso possibilita que todos os nós se comuniquem através de múltiplos saltos. Já o alcance do alvo é de 20m. O modelo de mobilidade seguido pelo alvo é o CRW com grau de correlação de 0,80 e velocidade de 1m/s. Agendamos 500 eventos em intervalos 10s.

No cálculo de posição, usamos dois tipos de medidas para o peso: todos os nós têm peso 1 (simples); os nós mais próximos da origem do evento têm maior peso (ponderado), nesse caso a potência do sinal é usada como peso. Nas previsões usamos os filtros de Kalman, Partículas ou Alfa-Beta combinados com os dois tipos de cálculo de posição. Os resultados dos experimentos são obtidos da média de 35 execuções diferentes. As barras de erro representam um intervalo de confiança de 99%.

O erro das medidas é referente ao cálculo de posição (simples ou ponderado). Esse é calculado da mesma forma que o erro das previsões e é dado em células ou em metros. Considerando que c_{x_1, y_1} é a célula em que o alvo está e que c_{x_2, y_2} é a célula resultante, o erro em células é dado por $\epsilon(c_{x_1, y_1}, c_{x_2, y_2}) = \max(|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|)$. Já o erro em metros é dado como a distância entre a posição do alvo e o centro da célula c_{x_2, y_2} . Modelamos o consumo de energia de acordo com Basagni et al. [2008]. A Tabela 1 mostra os parâmetros de energia usados. Cada mensagem tem um tamanho 32bytes.

Tabela 1. Parâmetros de energia.

Parâmetro	Valor
Energia inicial	100 joules
Transmissão	$1,48 \times 10^{-2}$ watts
Recepção	$1,25 \times 10^{-2}$ watts
Escutando	$1,60 \times 10^{-5}$ watts

4.2. Resultados das Simulações

Alcance do Alvo O alcance do alvo determina a quantidade de nós que o detectam. O ideal é que cada evento seja detectado por pelo menos três nós de uma célula. Desse modo, variamos o alcance do alvo de 10m a 40m. Os cálculos de posição simples e ponderado obtêm o mesmo resultado quando o alcance do alvo é de 10m, pois o peso é irrelevante quando apenas os nós próximos do alvo estão envolvidos. Mas um alcance maior (30m ou 40m) prejudica, pois o aumento do tráfego gera perda de dados (Figura 2(a) e 2(b)). As previsões refletem os erros das medidas. O KF e ABF possuem resultados similares, apesar do ABF ser inferior. Esses filtros têm seu desempenho bastante afetado pelo erro das medidas, por isso o PF é superior quando esses erros são altos (Figuras 2(c)-2(f)). Cada nó que detecta o evento gera uma mensagem, por isso o aumento do alcance do alvo incrementa o consumo de energia (Figura 2(g)). O líder do agrupamento aguarda um tempo constante pelas mensagens relativas ao evento, por isso o atraso permanece inalterado, como mostra a Figura 2(h). Essa figura também mostra que a taxa de notificação é de 100% em todos os casos, pois basta que um nó detecte o evento para o nó sorvedouro ser notificado.

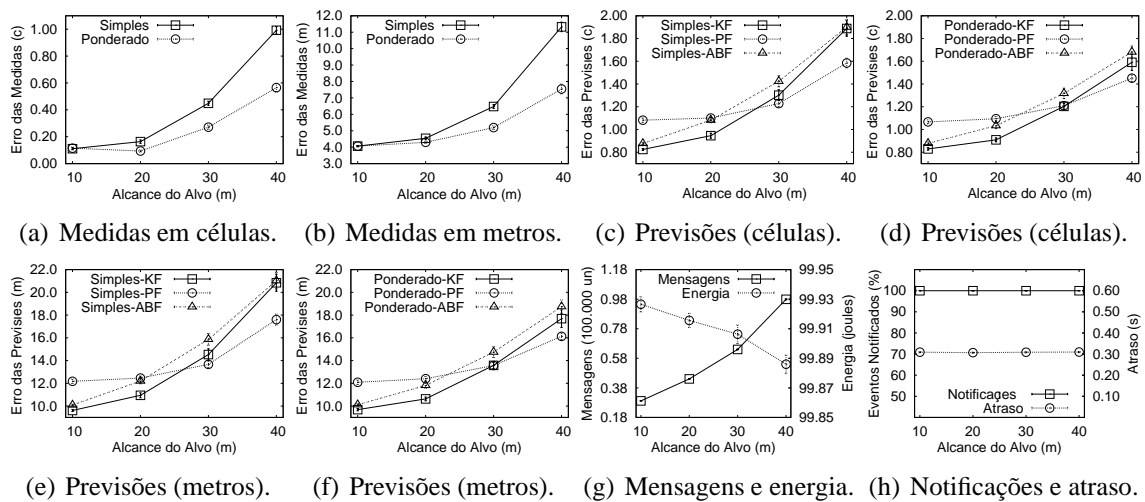


Figura 2. Influência do alcance do alvo.

Deteção de Eventos Um alvo com alcance de 10m parece ser a melhor escolha, mas pode ser prejudicial, pois os poucos nós que detectam o evento podem falhar. Usamos o modelo flexível de detecção de eventos [Nakamura & Souza, 2010] para simular um cenário mais realístico. Configuramos $\gamma = 2$, $\theta = 1000$ e variamos o parâmetro de precisão α de 0,3 a 0,9. Avaliamos apenas o cálculo de posição ponderado combinando com KF. Quanto menor é o valor de α maior é o erro das medidas e previsões (Figuras 3(a) e 3(b)). Apesar dos bons resultados obtidos com 10m não é vantajoso utilizá-lo, pois muitos eventos não são notificados devido aos nós que falham (Figura 3(d)). Uma alcance de 30m garante que todos os eventos sejam notificados, mas a distribuição irregular provocada pela falha de alguns sensores prejudica o cálculo de posição. O alcance de 20m obtêm os melhores resultados. A quantidade de mensagens diminui quando a imprecisão da detecção de eventos aumenta, pois os nós que falham em detectar o evento não enviam mensagens (Figura 3(c)).

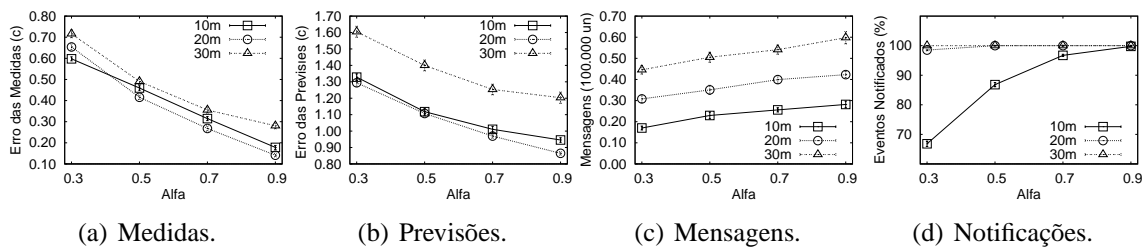


Figura 3. Influência das falhas de detecção de eventos.

Agrupamentos Os agrupamentos têm a função de reduzir a carga de comunicação da rede. Para essa avaliação dividimos o campo de sensores em 2×2 até 10×10 agrupamentos. A Figuras 4(a) e 4(b) mostram que menos de 6×6 agrupamentos aumenta o erro das medidas e previsões, pois pode haver perda de dados em agrupamentos grandes, uma vez que o CH aguarda um tempo fixo para receber os dados (Figura 4(d)). A Figura 4(c) mostra que usar 6×6 agrupamentos economiza energia dos nós da rede, pois menos mensagens são enviadas. Poucos agrupamentos (2×2 e 4×4) usam mais mensagens para enviar dados até o CH. Muitos agrupamentos (8×8 e 10×10) usam mais mensagens para gerar o agrupamento dinâmico e para sincronizar o filtro.

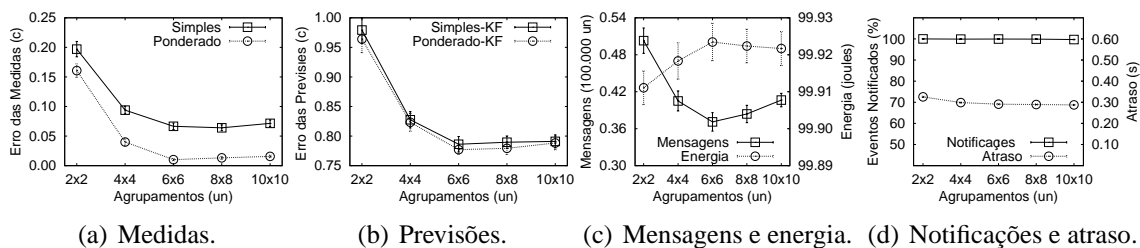


Figura 4. Influência dos agrupamentos.

Múltiplos Alvos Aumentar a quantidade de alvos representa uma sobrecarga na rede. Para avaliarmos isso variamos a quantidade de alvos de 2 a 5 alvos. Como as amostras de cada alvo são tratadas isoladamente, aumentar a quantidade de alvos não interfere no cálculo de posição e previsão (Figuras 5(a) e 5(b)). A taxa de eventos notificados e o atraso também não sofrem interferência (Figura 5(d)). Por outro lado, mais alvos geram mais amostras. Assim, as mensagens aumentam em 30% para cada alvo acrescentado. A energia residual diminui na mesma proporção (Figura 5(c)).

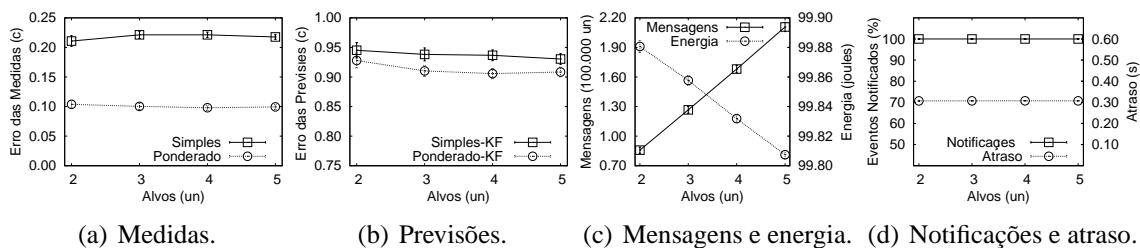


Figura 5. Rastreamento de múltiplos alvos.

5. Conclusões e Trabalhos Futuros

Como conclusão geral, o cálculo de posição é mais preciso se os nós mais próximos do evento possuem maior peso. O KF é mais eficiente que o ABF, mas o PF os supera quando o erro das medidas é alto (superior a 0,4 células). Ajustar o alcance do alvo para aproximadamente o dobro da distância entre os nós mantém a qualidade do rastreamento e da taxa de notificação. A quantidade de agrupamentos estáticos deve ser ajustado de acordo com as dimensões do campo de sensores para melhor reduzir a quantidade de comunicações. Indicações para o futuro incluem: esquema de revezamento de CHs; ativar somente os nós próximos ao alvo, enquanto o restante hiberna.

Referências

- Akyildiz, I. F., Su, W., Sankarasubramaniam, Y., and Cayirci, E. (2002). Wireless Sensor Networks: A Survey. *Comp. Netw.*, 38(4):393–422.
- Basagni, S., Carosi, A., Melachrinoudis, E., Petrioli, C., and Wang, Z. M. (2008). Controlled Sink Mobility for Prolonging WSNs Lifetime. *Wireless Netw.*, 14(6):831–858.
- Chang, W., Lin, H., and Cheng, Z. (2008). CODA: A Continuous Object Detection and Tracking Algorithm for WSNs. In *Consumer Comm. and Netw. Conf.*, pages 168–174, Las Vegas, USA.
- Deldar, F. and Yaghmaee, M. H. (2010). Energy Efficient Prediction-Based Clustering Algorithm for Target Tracking in Wireless Sensor Networks. In *Conf. on Intelligent Netw. and Collaborative Systems*, pages 315–318, Thessaloniki, Greece.
- Figueiredo, C., Nakamura, E., Ribas, A., Souza, T., and Barreto, R. (2009). Assessing the Communication Performance of WSNs in Rainforests. In *Wireless Days*, pages 1–6.
- Li, J. and Xu, C. (2010). An Improved Particle Filter Based on Target Tracking in WSNs. In *Conf. on Comm. and Intelligence Information Security*, pages 187–191, NanNing, China.
- Machado, A. B. M., Martins, C. S., and Drummond, G. M. (2005). *Lista da Fauna Brasileira Ameaçada de Extincao*. Biodiversitas, 1 edition.
- Nakamura, E. F., Loureiro, A. A. F., and Frery, A. C. (2007). Information Fusion for Wireless Sensor Networks. *ACM Comp. Surveys*, 39(3):1–55 (A9).
- Nakamura, E. F. and Souza, E. L. (2010). Towards a Flexible Event-Detection Model for WSNs. In *Symp. on Comp. and Comm.*, pages 459–462, Riccione, Italy.
- Savvides, A., Han, C.-C., and Strivastava, M. B. (2001). Dynamic Fine-Grained Localization in Ad-Hoc Networks of Sensors. In *Mobile Comp. and Netw.*, pages 166–179, Italy.
- Sharma, S., Deshpande, S., and Sivalingam, K. (2011). Alpha-Beta Filter Based Target Tracking in Clustered WSNs. In *Conf. on Comm. Systems and Netw.*, pages 1–4, Bangalore, India.
- Souza, E. L., Campos, A. N., and Nakamura, E. F. (2011). Tracking Targets in Quantized Areas with WSNs. In *Conf. on Local Comp. Netw.*, pages 239–242, Bonn, Germany.
- Tahan, M., Dehghan, M., and Pedram, H. (2009). Mobile Object Tracking Techniques in WSNs. In *Cong. on Ultra Modern Telecomm. and Control Systems*, pages 1–8, St. Petersburg, Russia.
- Wang, X., Fu, M., and Zhang, H. (2012). Target Tracking in WSNs Based on the Combination of KF and MLE Using Distance Measurements. *Trans. on Mobile Comp.*, 11(4):567–576.
- Wu, H., Li, B.-L., Springer, T. A., and Neill, W. H. (2000). Modelling Animal Movement As a Persistent Random Walk in Two Dimensions. *Ecological Modelling*, 132(2):115–124.