

Uma Abordagem para Seleção de Rotas em Redes de Sensores Sem Fio Utilizando Sistemas Fuzzy Genéticos

Líliam Barroso Leal¹, Marcus Vinícius de S. Lemos¹, Raimir Holanda Filho,¹
Fábbio Anderson da Silva Borges², Ricardo de Andrade Lira Rabêlo²

¹ Mestrado em Informática Aplicada - MIA
Universidade de Fortaleza
Fortaleza, Ceará, Brasil

²Centro de Ensino Unificado de Teresina - CEUT
Faculdade de Ciências Humanas, Saúde, Exatas e Jurídicas de Teresina
Teresina, Piauí, Brasil

{liliamleal, marvin}@gmail.com, raimir@unifor.br

fabbioanderson@gmail.com, ricardor_usp@yahoo.com.br

Abstract. *Wireless sensor networks (WSNs) are composed of sensor nodes in order to detect and transmit features from the physical environment. Generally, the sensor nodes transmit information to a special node, called sink. The approach proposed by this paper presents the application of Fuzzy Genetic Systems (FGSs) to the selection of routes in WSNs, in order to make the communication between multiple sensor nodes and multiple sink nodes. The Fuzzy Inference System (FIS) of Mamdani is used to estimate the most suitable sink for communication at a given moment, based on some network features such as energy and the number of hops. Genetic Algorithms (GAs) are employed to adjust the design parameters of the FIS. Proposed route selection was applied through of computer simulations, to show the viability of the implemented approach. The results obtained through simulation show a sensors network with longer lifetime, because the adequated choice of the sink used for sending packets through the network in order to find the best routes.*

Resumo. *Redes de Sensores Sem Fio (RSSFs) são compostas por um conjunto de nós sensores com o objetivo de detectar e transmitir alguma característica do meio físico. Estes nós sensores, depois de captar algum evento, devem se comunicar com um nó especial, denominado sink node. A abordagem proposta por este trabalho apresenta a aplicação de Sistemas Fuzzy Genéticos (SFGs) para a seleção de rotas em RSSFs, de modo a realizar a comunicação entre múltiplos nós sensores e múltiplos sink nodes. Um Sistema de Inferência Fuzzy de Mamdani é utilizado para estimar o sink node mais adequado para a comunicação em um determinado instante, baseado em algumas características da rede, como a energia e o número de saltos. Algoritmos Genéticos (AGs) são utilizados para ajustar os parâmetros de projeto do sistema de inferência fuzzy de Mamdani. A abordagem proposta para seleção de rotas foi aplicada, por meio de simulações computacionais, para demonstrar a viabilidade da abordagem implementada. Os resultados obtidos apresentam uma rede de sensores*

com maior tempo de vida, por meio da escolha adequada do sink node utilizado para o envio de pacotes, de forma a encontrar as melhores rotas.

1. Introdução

Nos últimos anos temos presenciado um aumento considerável de pesquisas envolvendo Redes de Sensores Sem Fio (RSSFs), devido a sua aplicabilidade em diversas áreas como, segurança, saúde, agricultura, ambientes inteligentes, automação industrial, dentre outras [Yeh et al. 2009], [Mainwaring et al. 2002], [Xu 2002]. Redes de sensores sem fio possuem características peculiares bem distintas das redes tradicionais, principalmente no que diz respeito a quantidade de nós presentes nas redes, restrições de energia, poder de processamento, memória disponível e largura de banda de comunicação [Hill et al. 2000]. Estas características dificultam a reutilização de vários algoritmos desenvolvidos para sistemas computacionais tradicionais, uma vez que o projeto de qualquer solução para redes de sensores deve considerar de forma relevante restrições como o consumo de energia, memória disponível, capacidade de processamento, dentre outras.

Usualmente em uma RSSF, vários dispositivos sensores são depositados com o objetivo de observar determinados eventos, tais como, pressão atmosférica, temperatura, nível de poluição, etc. Estes nós sensores após captar algum evento devem se comunicar com um nó especial, denominado *sink node*, o qual irá analisar os dados recebidos e, de acordo com o objetivo do projeto da rede, deverá tomar alguma decisão.

Alguns dos paradigmas de comunicação mais comuns nas RSSFs envolvem a comunicação de múltiplos nós sensores depositados em uma área de observação, reportando informações a um *sink* (muitos-para-um). Entretanto, o uso de um único *sink* representa um gargalo em uma rede, especialmente para aplicações de tempo real e fluxo de dados contínuo [Boukerche and Martirosyan 2007]. Nesse sentido, algumas pesquisas têm direcionado esforços para o uso de múltiplos *sinks*, nos quais a comunicação aborda um paradigma alternativo, composto de múltiplos nós sensores e múltiplos *sinks* (muitos-para-muitos).

Este trabalho foca a seleção de rotas para o envio de dados entre os nós sensores e os múltiplos *sink nodes* de uma RSSF. A abordagem combina sistemas de inferência *fuzzy* de Mamdani [Mamdani 1974] e Algoritmos Genéticos (AGs) [Goldberg 1989]. Sistemas de inferência *fuzzy* de Mamdani são utilizados para classificar as rotas de forma a determinar o *sink node* mais adequado. A classificação das rotas, por meio da consideração de algumas características da RSSF, como a energia e o número de saltos, é feita para auxiliar o protocolo de roteamento no processo de seleção do melhor caminho dentre as várias rotas possíveis em um determinado instante de tempo. Algoritmos Genéticos são empregados para obter o ajuste otimizado dos parâmetros de projeto do sistema de inferência *fuzzy* de Mamdani.

No projeto de um sistema de inferência *fuzzy*, constitui-se aspecto relevante a definição da base de conhecimento *fuzzy*, a qual é formada pela base de dados *fuzzy* e pela base de regras *fuzzy* [Cordón et al. 2001, Hoffmann 2001]. A base de dados *fuzzy* é composta principalmente pelas variáveis linguísticas [Zadeh 1973] e seus termos primários (termos linguísticos), os quais são definidos por conjuntos *fuzzy* e suas funções de pertinência [Pedrycz and Gomide 1998]. A base de regras é composta por um conjunto de regras de produção *fuzzy*, que definem a estratégia de tomada de decisão para um determinado do-

mínio de aplicação. Vale ressaltar que alguns estudos têm mostrado que a performance do sistema de inferência *fuzzy* é muito mais sensível à escolha da base de dados *fuzzy* do que à composição da base de regras de produção *fuzzy* [Cordón et al. 2000, Cordón et al. 2001]. Entretanto, a interdependência entre a base de dados *fuzzy* e a base de regras *fuzzy* sugere que um projeto automático simultâneo destes dois componentes consiste em uma metodologia mais apropriada e robusta [Homaifar and McCormick 1995].

O projeto de um sistema de inferência *fuzzy* pode ser visto como um problema de busca/otimização em um espaço de busca de alta dimensionalidade (multidimensional). Cada ponto do espaço de busca representa uma base de conhecimento *fuzzy* particular (base de dados *fuzzy* + base de regras de produção *fuzzy*). Portanto, encontrar o melhor projeto de um sistema de inferência *fuzzy* corresponde a obter um ponto ótimo deste espaço de busca. Entretanto, este espaço de busca é caracterizado como infinitamente grande, não-diferenciável, complexo, ruído, multimodal e “enganador” (*deceptive*) [Shi et al. 1999]. Desta maneira, a obtenção de um sistema de inferência *fuzzy* otimizado para uma determinada aplicação de interesse pode ser visto como uma tarefa muito complexa.

Com a aplicação dos AGs, pretende-se obter simultaneamente uma base de dados *fuzzy* e uma base de regras *fuzzy* para maximizar a performance da aplicação do sistema de inferência de Mamdani na classificação de rotas em Redes de Sensores Sem Fio. Portanto, o sistema *fuzzy* obtido deve auxiliar um protocolo de roteamento a escolher o melhor caminho de comunicação entre os nós sensores e os *sink nodes* de forma a maximizar o tempo de vida da rede. Os sistemas inteligentes híbridos obtidos da integração entre modelos de inferência *fuzzy* e Algoritmos Genéticos são denominados Sistemas *Fuzzy* Genéticos (SFGs) [Herrera 2008]. Importante ressaltar que os AGs são algoritmos de otimização global, baseados nos mecanismos de seleção natural e da genética, que têm se mostrado eficientes em uma grande variedade de problemas, pois se sobrepõem a muitas das limitações encontradas nos métodos de busca/otimização tradicionais [Haupt and Haupt 1998].

2. Seleção de Rotas em Redes Multi-Sink

2.1. Aspectos Gerais

Em nossa proposta consideramos que na região observada os nós sensores são posicionados de modo uniforme e os múltiplos *sinks* são dispostos de forma a abranger a cobertura de toda a área. Ressalta-se que os *sink nodes* são dispositivos com características bem superiores aos nós sensores, não possuindo limitações de energia.

Cada *sink node* é responsável por receber mensagens de notificação de eventos ocorridos em qualquer ponto da rede. Para isso, cada nó sensor deve selecionar o *sink node* mais apropriado em um determinado instante, levando-se em consideração características da rede, como por exemplo, energia, número de saltos, colisões e *delay*. Devemos enfatizar que neste trabalho consideramos inicialmente apenas duas características, energia e número de saltos, principais métricas consideradas em RSSFs [García-Hernández et al. 2007].

2.2. Simulador

O simulador Sinalgo [sinalgo 2010] é utilizado nos experimentos para aplicação da abordagem proposta. Sinalgo é um *framework* implementado na linguagem Java. Ao contrário

de outras ferramentas, Sinalgo foca na verificação de algoritmos abstraído-se das camadas mais baixas (como camada física, camada de enlace, entre outras).

2.3. Protocolo de Roteamento

É importante destacar que é necessária a escolha de um protocolo de roteamento, pois o Sistema *Fuzzy*-Genético funcionará em conjunto com ele. Para a comunicação dos nós com os *sink nodes*, utilizamos o protocolo de roteamento *Directed Diffusion* [Intanagonwiwat et al. 2003], que é projetado para Redes de Sensores Sem Fio, onde o projetista da rede é responsável por definir o tipo de evento que deverá ser observado pelos nós sensores e a área de interesse. Na abordagem proposta, o *Directed Diffusion* seleciona a melhor rota baseado em um índice, o nível *fuzzy* (FL - *Fuzzy Level*) associado a cada rota. O FL é usado para classificar cada rota que um nó possa utilizar. Rotas com maior valor de FL são consideradas preferenciais. O valor do FL é obtido por meio do modelo de inferência *fuzzy* de Mamdani, cujas entradas correspondem aos valores da energia e do número de saltos. Desta forma, o FL auxilia um nó sensor no processo de seleção do melhor caminho para envio de dados dentre as várias rotas possíveis em um determinado instante de tempo, com o objetivo de aumentar o tempo de vida da rede.

3. Aspectos da Implementação do Sistema Fuzzy Genético

O sistema de inferência *fuzzy* implementado tem duas variáveis de entrada, a Energia e o Número de saltos, e uma variável linguística de saída, o nível *fuzzy* (FL) que mensura a qualidade de cada rota. A sintaxe das regras do sistema *fuzzy* está representada pelas seguintes declarações condicionais linguísticas:

- Regra 1: Se (*Energia é A_1*) e (*Número de saltos é B_1*), Então (*FL é C_1*), ou
- ...
- Regra n_r : Se (*Energia é A_p*) e (*Número de saltos é B_q*), Então (*FL é C_r*)

onde: n_r é o número de regras; A_j , B_k e C_l são os termos primários (valores linguísticos) associados às variáveis linguísticas Energia, Número de saltos e FL, respectivamente; p, q e r correspondem à quantidade de termos primários das variáveis linguísticas Energia, Número de saltos e FL, respectivamente.

A abordagem adotada neste trabalho propõe o uso de AGs para determinar, de forma simultânea:

- A base de dados *fuzzy*, através da especificação da quantidade de termos primários para as variáveis linguísticas e do ajuste das funções de pertinência associadas a cada termo primário;
- A base de regras *fuzzy* através da composição do conjunto de regras linguísticas do sistema *fuzzy* de Mamdani.

O primeiro aspecto a ser considerado no uso de AGs é a representação cromossomial do problema, para que os AGs possam solucioná-lo de forma adequada. A representação cromossomial consiste em mapear a informação dos parâmetros do problema em uma maneira viável de ser tratada pelo AG. Ao projetar um sistema *fuzzy* usando um AG, deve-se mapear o sistema *fuzzy* dentro de um cromossomo. Um sistema *fuzzy* é especificado somente quando a base de regras e a base de dados *fuzzy* são especificadas

[Shi et al. 1999]. Neste trabalho os cromossomos contêm informações relativas à quantidade de termos primários, às funções de pertinência dos termos primários das variáveis linguísticas, e à composição linguística da base de regras do sistema de inferência *fuzzy*.

A estrutura dos cromossomos para armazenar os parâmetros do sistema de inferência *fuzzy* foi dividida em três partes. A primeira parte codifica a quantidade de termos primários das variáveis linguísticas. Esta parte do cromossomo contém 9 bits, em que cada conjunto de 3 bits representa a quantidade de termos primários de cada uma das 3 variáveis linguísticas. A segunda parte armazena as informações da base de regras *fuzzy*, isto é, ela codifica os valores linguísticos do conseqüente das regras de produção *fuzzy*. O número máximo de regras no sistema de inferência *fuzzy* é igual a 25, pois o número máximo de termos primários de cada variável linguística foi definido como sendo igual a 5, e a quantidade de regras é então estabelecida por meio de uma multiplicação entre a quantidade de termos primários das variáveis linguísticas de entrada (Energia e Número de saltos). Portanto, a segunda parte é representada por 75 bits, sendo que cada conjunto de 3 bits representa o termo primário associado ao conseqüente de uma regra de produção do sistema de inferência. A terceira parte codifica os parâmetros da localização das funções de pertinência de cada variável linguística no universo de discurso. Como as funções de pertinência têm parâmetros contínuos que necessitam de uma grande precisão, adotou-se a representação da terceira parte do cromossomo por meio de números reais [Srikanth and kamala 2008], ao invés da representação binária [Holland 1975] utilizada nas duas primeiras partes. As funções de pertinência utilizadas para as variáveis linguísticas são triangulares (Figura 1).

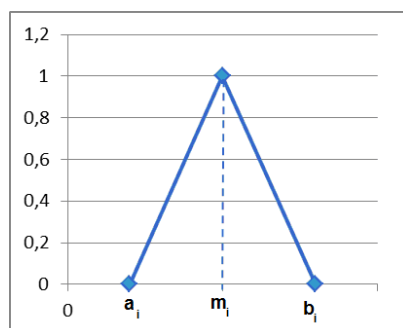


Figura 1. Função de pertinência triangular.

Entretanto, ao invés dos cromossomos armazenarem os valores a_i , m_i e b_i para cada função de pertinência, eles armazenam os coeficientes de ajustes (parâmetros) δ_i e η_i . Cada função de pertinência i pode ser montada a partir das seguintes equações [Park et al. 1994]:

- $a_i = (a_i + \delta_i) - \eta_i$;
- $m_i = (m_i + \delta_i)$;
- $b_i = (b_i + \delta_i) + \eta_i$.

O coeficiente δ_i é responsável por deslocar a função de pertinência para a direita ou esquerda, enquanto o coeficiente η_i pode expandir ou encolher o suporte da função da pertinência em relação ao seu universo de discurso. Como cada variável linguística possui no máximo 5 termos primários, e cada função de pertinência associada a um termo

primário é representada pelos dois parâmetros δ_i e η_i , são necessários no máximo 10 genes para representar as funções de pertinência de uma variável linguística do sistema de inferência *fuzzy* aplicado. Portanto, a terceira parte do cromossomo tem tamanho igual a 30. Como cada cromossomo armazena as informações sobre os parâmetros do sistema de inferência *fuzzy*, tem-se um cromossomo de 114 (9 + 75 + 30) genes.

Após a definição da representação cromossomial, o projeto do AG enfoca a especificação de uma função de avaliação. Como o objetivo do sistema *fuzzy* é de ajudar o protocolo de roteamento a escolher o melhor caminho de comunicação entre os nós sensores e os *sink nodes*, este trabalho empregou como função de avaliação o tempo que leva para o primeiro nó sensor da rede morrer. Portanto, tem-se um problema de maximização, cujo objetivo está em encontrar uma base de conhecimento *fuzzy* para o sistema de inferência que ajude o protocolo de roteamento a selecionar as melhores rotas para maximizar o tempo de vida dos nós sensores e da rede.

Após o cálculo da função de avaliação para todos os indivíduos, o processo de seleção escolhe um subconjunto de indivíduos da população atual, para compor uma população intermediária, de forma a aplicar os operadores genéticos. O método de seleção adotado neste trabalho foi o método do torneio. Vale mencionar que o tamanho do torneio adotado foi igual a 2. Em combinação com o módulo de seleção, foi usada uma estratégia elitista, com a manutenção do melhor indivíduo de uma geração para outra.

Para fazer com que a população passe por uma evolução, deve-se aplicar os operadores genéticos. Os operadores genéticos, cruzamento e mutação, são utilizados para transformar a população, de forma a estender a busca/otimização a um resultado satisfatório. O cruzamento é o operador responsável pela recombinação genética dos pais, para permitir que a próxima geração herde as características genéticas da população atual. Neste trabalho, empregou-se o cruzamento discreto [Herrera et al. 2005]. Este operador engloba os principais operadores de cruzamento para a representação binária, os quais são diretamente aplicáveis para a representação real [Herrera et al. 2003]. Portanto, tem-se um operador de cruzamento compatível com a representação cromossomial adotada. O operador genético da mutação [Hinterding et al. 1995] é necessário para introduzir e manter a diversidade genética da população, por meio da mudança aleatória de genes dentro dos cromossomos, o que fornece meios para incorporação de novas características genéticas dentro da população. Portanto, a mutação assegura a possibilidade de se chegar a qualquer ponto do espaço de busca, além de ajudar a contornar o problema de mínimos locais. Entretanto, a mutação é aplicada de forma menos frequente que o cruzamento, com o intuito de preservar o relacionamento exploração-aproveitamento [Herrera et al. 1998]. Neste trabalho, empregou-se a mutação aleatória [Michalewicz 2011].

O sistema de inferência *fuzzy* de Mamdani obtido por meio da aplicação de AGs é composto por n_r regras disjuntivas de inferência. A inferência de cada regra consiste na avaliação do antecedente, seguida da aplicação do operador de implicação para determinar o conjunto *fuzzy* do consequente. A agregação dos consequentes consiste em agregar, ou combinar, os conjuntos *fuzzy* dos consequentes obtidos pela inferência de cada regra. O procedimento de defuzzificação obtém o valor numérico do FL, ou seja, um índice quantitativo que indica a qualidade da rota. Desta forma, o sistema de inferência *fuzzy* é responsável por estimar a qualidade das rotas baseado em dois critérios: energia e número de saltos. A estimação da qualidade das rotas, por meio do FL, auxilia o protocolo de rote-

Parâmetros		
Sistema Fuzzy		
	Funções de Pertinência	Triangular
	Operador de Implicação	Mínimo de Mamdani
	Operador de Agregação	Máximo
	Método de Defuzzificação	Centro de Área
Algoritmo Genético		
	Tamanho da População	80
	Representação	Mista (Binária e Real)
	Método de Seleção	Torneio ($k=2$)
	Operador de Crossover	Discreto
	Probabilidade de Crossover	100%
	Operador de Mutação	Aleatório
	Probabilidade de Mutação	5%
	Número Máximo de Gerações	100

Tabela 1. Valores para os principais parâmetros do Sistema Fuzzy-Genético implementado.

amento na tomada de decisão para selecionar o melhor caminho dentre os vários possíveis para o envio de dados em uma RSSF. Importante mencionar que rotas com maior valor de FL são consideradas preferenciais.

A Tabela 1 resume os valores dos parâmetros utilizados na implementação do Sistema Fuzzy-Genético:

4. Aplicações e Discussões

Os resultados da aplicação da abordagem proposta baseada em Sistemas Fuzzy-Genéticos são apresentados baseados em duas métricas. As métricas são:

- Tempo de morte do primeiro nó: expressa o tempo de morte do primeiro nó na rede. Esta métrica permite analisar por quanto tempo todos os nós sensores permanecem vivos;
- Tempo de vida da rede: registra por quanto tempo a rede permanece viva, isto é, até quando a rede poderá manter ativas as comunicações necessárias, mesmo com a morte de alguns nós sensores;

Descrevemos a seguir os cenários simulados:

- Cenário 1: o simulador utiliza o protocolo de roteamento *Directed Diffusion* em sua forma tradicional, sem uso de sistemas de inferência fuzzy. Paralelamente, a simulação aplica

balanceamento de carga de forma a distribuir uniformemente a carga de trabalho (os pacotes transmitidos) entre as várias rotas existentes. Adicionalmente, para este cenário, considerou-se um rodízio de rotas de forma que todas as rotas sejam utilizadas. Com isso, pretende-se auxiliar o protocolo *Directed Diffusion* para minimizar o consumo de energia das rotas, uma vez que evita-se o consumo exaustivo de uma determinada rota em detrimento das outras;

- Cenário 2: o simulador aplica sistema de inferência *fuzzy* de Mamdani para estimar a qualidade das rotas baseado na energia e no número de saltos. Contudo, a concepção do sistema de inferência *fuzzy* é feita de maneira empírica, em que a definição da base de conhecimento *fuzzy* é feita baseada em vários testes com configurações diferentes (tentativa e erro);
- Cenário 3: como no cenário 2, o simulador considera a aplicação de um sistema de inferência *fuzzy* de Mamdani. Entretanto, neste cenário, a base de conhecimento do sistema de inferência *fuzzy* é ajustada automaticamente por meio de Algoritmos Genéticos.

4.1. Características da Rede

As principais características da rede são:

1. Topologia: a rede simulada é fixa e composta por apenas dois tipos de nós: *sink nodes* e nós sensores. Os nós sensores possuem características similares, caracterizando uma rede plana, na qual cada nó da rede possui um identificador único e um alcance de rádio fixo;
2. Quantidade de nós: a rede de sensores é composta por 100 nós sensores distribuídos uniformemente. O número de *sink nodes* variou de 1 a 4, de forma a ilustrar a influência do número de *sink nodes* no tempo de vida dos nós sensores e da rede.

4.2. Resultados

Apesar da abordagem proposta ser direcionada a ambientes com múltiplos *sink nodes*, inicialmente apresenta-se o comportamento da RSSF por meio das simulações computacionais com os 3 cenários descritos considerando-se apenas um único *sink node*. Estes experimentos foram realizados com o propósito de verificar a viabilidade e eficiência da aplicação de um Sistema *Fuzzy*-Genético em um ambiente com um único *sink* (mono-*sink*). O comportamento das RSSF também foi avaliado em cada cenário para verificar a qualidade da classificação das rotas em ambientes multi-*sink*. Adicionalmente, as simulações com ambientes mono-*sink* e multi-*sink* permitem verificar a relevância da quantidade de *sink nodes* no ambiente monitorado e a influência deles no tempo de vida da rede.

Para a primeira métrica de avaliação, tempo de morte do primeiro nó, a Tabela 2 e a Figura 2 ilustram os resultados obtidos para todos os 3 cenários simulados. Pode-se perceber que o tempo de morte do primeiro nó apresenta um comportamento crescente entre os cenários, alcançando o maior valor para o cenário 3. Isso implica que a utilização de um Sistema *Fuzzy*-Genético maximiza o tempo de vida dos nós sensores presentes na RSSF, quando comparado aos outros cenários. Pode-se observar também que maiores tempo de vida são obtidos quando mais *sink nodes* são inseridos na RSSF. Esse fato se deve ao aumento do número de rotas possíveis que cada nó sensor pode utilizar para a transmissão de dados pela rede.

Para a outra métrica de avaliação, tempo de morte da rede, a Tabela 3 e a Figura 3 ilustram os resultados obtidos para todos os 3 cenários simulados. Esta métrica refere-se ao tempo em que

Tempo de Morte do Primeiro Nó [segundos]			
Número de <i>Sink</i> Nodes	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3
1	14144	18254	19468
2	18334	20674	26656
3	19114	22388	27926
4	20441	23811	28329

Tabela 2. Tempo de Morte do Primeiro Nó da RSSF.

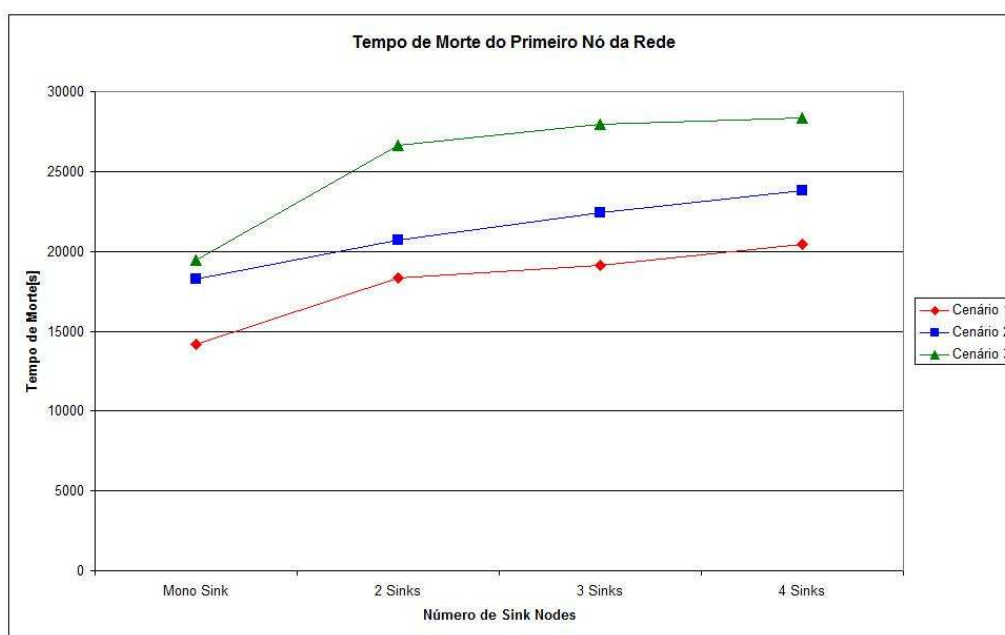


Figura 2. Tempo de Morte do Primeiro Nó da Rede.

a comunicação da rede é interrompida devido a morte de alguns nós sensores que compõem as rotas do transmissor.

Novamente, pode-se observar um melhor comportamento para o cenário 3. Esse fato representa que o uso de um Sistema *Fuzzy*-Genético para auxiliar o protocolo de roteamento foi responsável por maximizar o tempo de vida da rede. Entretanto, deve-se notar que para um número de *sink nodes* igual a 3 e a 4, o cenário 2 teve um comportamento pior quando comparado ao cenário 1. Isso é resultado de um ajuste “pobre” na base de conhecimento *fuzzy* do sistema de inferência de Mamdani. Portanto, esse resultado valida o uso de um AG para otimizar os parâmetros do Sistema *Fuzzy*. Da mesma forma que para a primeira métrica, o tempo de morte da rede cresce com o número de *sink nodes*.

5. Conclusões

Este trabalho propõe uma abordagem baseada em Sistemas *Fuzzy*-Genéticos aplicada à Rede de Sensores Sem Fio com múltiplos *sink nodes*. O Sistema *Fuzzy*-Genético trabalha em conjunto com o protocolo de roteamento *Directed Diffusion* de forma a auxiliar um nó sensor no processo de seleção do melhor caminho dentre as várias rotas possíveis em um determinado instante. Baseado na energia e no número de saltos, um sistema de inferência *fuzzy* de Mamdani é usado para estimar a qualidade das rotas. Com isso, o protocolo de roteamento *Directed Diffusion* pode determinar o

Tempo de Vida da Rede [segundos]			
Número de <i>Sink Nodes</i>	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3
1	21518	23314	31586
2	31136	32816	43284
3	37918	34992	45991
4	38291	35200	46871

Tabela 3. Tempo de Vida da Rede.

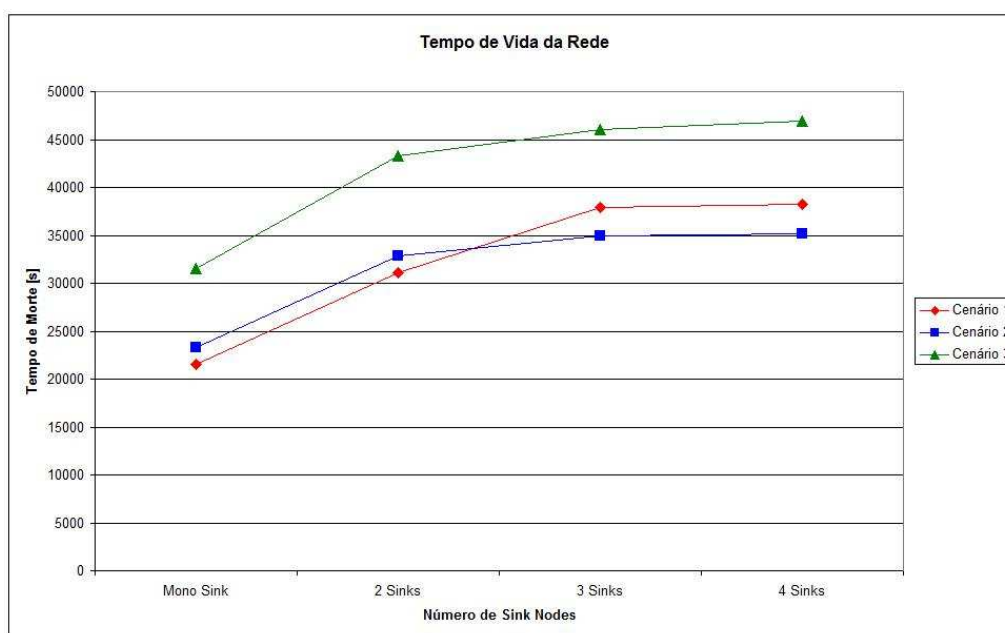


Figura 3. Tempo de Vida da Rede.

sink node mais adequado para o envio de dados com o objetivo de aumentar o tempo de vida da rede.

O projeto de um sistema de inferência *fuzzy* pode ser caracterizado como um problema de busca/otimização em um espaço de busca de alta dimensionalidade (multidimensional), muito grande, não diferenciável, complexo, ruidoso, multimodal e “enganoso” (*deceptive*). Estas características motivaram os autores a aplicar AGs para o projeto (ajuste) do sistema de inferência *fuzzy* de Mamdani, visto que AGs se sobrepõem a muitas das limitações encontradas nos métodos de busca/otimização tradicionais.

A estimação da qualidade das várias rotas da RSSF através de Sistema *Fuzzy-Genético* foi simulada computacionalmente para demonstrar a viabilidade da abordagem implementada. O simulador Sinalgo foi utilizado para realizar as simulações computacionais para todos os 3 cenários considerando as mesmas características da rede. Os resultados obtidos pelo Cenário 3 (uso de Sistema *Fuzzy-Genético*) apresentam uma rede de sensores com maior tempo de vida. Assim por meio do uso de AGs foi possível derivar uma base de conhecimento *fuzzy* (base de dados *fuzzy* + base de conhecimento *fuzzy*) que auxilia o protocolo de roteamento a definir as melhores rotas possíveis para o envio de dados baseado apenas na energia e no número de saltos. Com a seleção das melhores rotas, a rede terá um maior tempo de vida e poderá manter ativas as comunicações necessárias por muito mais tempo.

Como trabalhos futuros, pretendemos analisar o comportamento da seleção de rotas em ambientes mais complexos, bem como incorporar novas variáveis linguísticas para a inferência *fuzzy*. Adicionalmente, pretendemos aplicar otimização por enxame de partículas (PSO - *Particle Swarm Optimization*) em substituição ao Algoritmo Genético para o ajuste da base de conhecimento *fuzzy*.

Referências

- Boukerche, A. and Martirosyan, A. (2007). An energy efficient and low latency multiple events' propagation protocol for wireless sensor networks with multiple sinks. In *PE-WASUN '07: Proceedings of the 4th ACM workshop on Performance evaluation of wireless ad hoc, sensor, and ubiquitous networks*, pages 82–86, New York, NY, USA. ACM.
- Cordón, O., Herrera, F., and Villar, P. (2000). Analysis and Guidelines to Obtain a Good Uniform Fuzzy Partition Granularity for Fuzzy Rule-Based Systems Using Simulated Annealing*. *International Journal of Approximate Reasoning*, 25(3):187–215.
- Cordón, O., Herrera, F., and Villar, P. (2001). Generating the Knowledge Base of a Fuzzy Rule-Based System by the Genetic Learning of the Data Base. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 9(4):667–674.
- García-Hernández, C. F., Ibarguengoytia-González, P. H., García-Hernández, J., and Pérez-Díaz, J. A. (2007). Wireless sensor networks and applications : a survey. *Journal of Computer Science*, 7(3):264–273.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc. Boston, MA, USA.
- Haupt, R. L. and Haupt, S. E. (1998). *Practical Genetic Algorithms*. Wiley New York.
- Herrera, F. (2008). Genetic Fuzzy Systems: Taxonomy, Current Research Trends and Prospects. *Evolutionary Intelligence*, 1(1):27–46.
- Herrera, F., Lozano, M., and Snchez, A. M. (2003). A taxonomy for the crossover operator for real-coded genetic algorithms: An experimental study. *International Journal of Intelligent Systems*, 18(3):309–338.
- Herrera, F., Lozano, M., and Snchez, A. M. (2005). Hybrid crossover operators for real-coded genetic algorithms: an experimental study. *Soft Computing-A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications*, 9(4):280 – 298.
- Herrera, F., Lozano, M., and Verdegay, J. (1998). Tackling Real-Coded Genetic Algorithms: Operators and Tools for Behavioural Analysis. *Artificial Intelligence Review*, 12(4):265–319.
- Hill, J., Szewczyk, R., Woo, A., Hollar, S., Culler, D., and Pister, K. (2000). System architecture directions for networked sensors. *SIGPLAN Not.*, 35(11):93–104.
- Hinterding, R., Gielewski, H., and Peachey, T. (1995). The Nature of Mutation in Genetic Algorithms. In *Proceedings of the Sixth International Conference on Genetic Algorithms*, pages 65–72. Citeseer.
- Hoffmann, F. (2001). Evolutionary Algorithms for Fuzzy Control System Design. *Proceedings of the IEEE*, 89(9):1318–1333.

- Holland, J. H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Ann Arbor: The University of Michigan Press.
- Homaifar, A. and McCormick, E. (1995). Simultaneous Design of Membership Functions and Rule Sets for Fuzzy Controllers using Genetic Algorithms. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 3(2):129–139.
- Intanagonwiwat, C., Govindan, R., Estrin, D., Heidemann, J., and Silva, F. (2003). Directed diffusion for wireless sensor networking. volume 11, pages 2–16, Piscataway, NJ, USA. IEEE Press.
- Mainwaring, A., Culler, D., Polastre, J., Szewczyk, R., and Anderson, J. (2002). Wireless sensor networks for habitat monitoring. In *WSNA '02: Proceedings of the 1st ACM international workshop on Wireless sensor networks and applications*, pages 88–97, New York, NY, USA. ACM.
- Mamdani, E. H. (1974). Application of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant. *Proceedings of IEE Control and Science*, 121(12):1585–1588.
- Michalewicz, Z. (2011). *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*. Springer.
- Park, D., Kandel, A., and Langholz, G. (1994). Genetic-based New Fuzzy Reasoning Models with Application to Fuzzy Control. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 24(1):39–47.
- Pedrycz, W. and Gomide, F. (1998). *An Introduction to Fuzzy Sets*. MIT Press Cambridge, MA.
- Shi, Y., Eberhart, R., and Chen, Y. (1999). Implementation of Evolutionary Fuzzy Systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 7(2):109–119.
- sinalgo (2010). <http://disco.ethz.ch/projects/sinalgo/index.html>.
- Srikanth, T. and kamala, V. (2008). A real coded genetic algorithm for optimization of cutting parameters in turning. *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, 8(6):189 – 193.
- Xu, N. (2002). A survey of sensor network applications. *IEEE Communications Magazine*, 40.
- Yeh, L., Wang, Y., and Tseng, Y. (2009). ipower: an energy conservation system for intelligent buildings by wireless sensor networks. *International Journal of Sensor Networks*, 5:1–10.
- Zadeh, L. (1973). Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 3(1):28–44.