

AVALIAÇÃO DA CONFIABILIDADE DE ENTREGA E EFICIÊNCIA ENERGÉTICA EM RSSFS POR MEIO DE UMA ABORDAGEM MULTIOBJETIVO EVOLUTIVA

Marlon Jeske

Instituto Tecnológico de Aeronáutica
Praça Marechal Eduardo Gomes, 50 - Vila das Acácias - São José dos Campos - SP
marlon_jeske@hotmail.com

Mariá Cristina Vasconcelos Nascimento Rosset

Universidade Federal de São Paulo
Av. Cesare M. Giulio Lattes, 1201 - Eug. Melo - São José dos Campos - SP
mcv.nascimento@unifesp.br

Valerio Rosset

Universidade Federal de São Paulo
Av. Cesare M. Giulio Lattes, 1201 - Eug. Melo - São José dos Campos - SP
vrosset@unifesp.br

RESUMO

Redes de sensores sem fio (RSSFs) realizam tarefas de monitoramento e permitem que informações do meio físico sejam conectadas à Internet, tornando-as essenciais ao conceito de Internet das Coisas (IoT). Uma RSSF é composta por microdispositivos de baixo custo e reserva energética limitada, sendo assim, é de fundamental importância encontrar soluções para as necessidades intrínsecas relacionadas às limitações tecnológicas da rede. Este trabalho aborda um problema bi-objetivo de roteamento em RSSFs recentemente proposto na literatura. No entanto, os métodos exato e heurístico empregados não obtiveram resultados satisfatórios. Nesse sentido, foi proposta uma adaptação do algoritmo evolutivo multiobjetivo *Elitist Non-dominated Sorting Algorithm* (NSGA-II). Os resultados das simulações mostram que a resolução do problema utilizando o NSGA-II tem melhor eficácia em termos de qualidade de soluções e tempo computacional.

Palavra-chave: Algoritmo evolutivo; Otimização multiobjetivo; Rede de sensores sem fio.

ABSTRACT

Wireless sensor networks (WSNs) performs monitoring tasks and allow information from the physical environment to be connected to the internet, making them essential to the Internet of Things (IoT) concept. A WSN is composed of low-cost micro-devices with limited energy (sensors). thus, it is of fundamental importance to find solutions to the

intrinsic needs related to the technological limitations of the network. This work addresses a bi-objective routing problem in WSN recently proposed in the literature. However, the heuristic and exact methods employed has not achieved satisfactory results. In this way, it was proposed an adaptation of the multiobjective evolutionary algorithm Elitist Non-dominated Sorting Algorithm (NSGA-II). Simulation results show that the solution of the problem using NSGA-II has better efficiency in terms of solution quality and computational time.

Keywords: Evolutionary algorithm; Multiobjective optimization; Wireless sensor network.

1. INTRODUÇÃO

Redes de sensores sem fio (RSSFs) consistem de um conjunto de dispositivos multifuncionais conhecidos por nós sensores que são de baixo custo e de reserva energética limitada, que se interconectam por tecnologias de comunicação sem fio. Nós sensores podem ser dispostos aleatoriamente ou não, dependendo da aplicação, em um campo de interesse, sendo amplamente utilizados em tarefas de monitoramento e vigilância, capazes de detectar uma ampla variedade de condições ambientais. As RSSFs podem ser aplicadas no meio ambiente na monitoração de incêndios, qualidade da água e controle de desmatamento; aplicações no conceito de cidades inteligentes tais como a monitoração do tráfego, emissão de gases poluentes e níveis de ruído.

Em determinados cenários de aplicações para avaliar e garantir a efetividade do roteamento de dados, é necessário considerar diferentes métricas de qualidade. Por exemplo, a eficiência energética do nó sensor e o tempo de vida da rede estão entre as principais preocupações em diversas aplicações de RSSFs, uma vez que os sensores são alimentados por uma fonte de energia limitada, como uma bateria, cuja substituição é inviabilizada ou improvável, seja ela por questões ambientais ou tecnológicas. Outro ponto importante a ser levado em consideração é o percentual de entrega de dados ao *Sink*, que define a confiabilidade.

Na prática, muitas métricas de desempenho de redes são conflitantes entre si. A maximização de confiabilidade e a maximização da vida útil (eficiência energética residual) é um exemplo de objetivos conflitantes em RSSFs. De acordo com essas características, a resolução de problemas de roteamento em RSSFs pode ser realizada por meio da otimização simultânea de diferentes objetivos, tornando-a mais realista e justa [1]. O roteamento em uma RSSF é determinado pelo sensoriamento do dado, o qual define o nó inicial do caminho a ser percorrido, e pela transmissão desse dado por meio de nós intermediários até o *Sink*. A resolução do problema de roteamento objetiva encontrar caminhos para um dado sensoriado de maneira que mantenha a boa qualidade de serviço da rede evitando a perda desse dado ocasionado, por exemplo, por colisão, e que tenha o menor gasto energético possível.

A resolução do problema de roteamento multiobjetivo (PRM) em RSSFs de maneira exata por meio do método *Augmented ε -constraint* (AUGMECON2) [2] não obteve solução [3]. Diante dessa situação, [3] propôs a resolução do PRM pelo método híbrido, denominado FR-AUGMECON2, o qual utiliza a heurística *fix-and-relax* [4] para obter soluções iniciais e posteriormente implementá-las no AUGMECON2. No entanto, a resolução apresentou um elevado tempo computacional. Dentro deste contexto, este trabalho

propõe a resolução do problema apresentado por [3] por meio da adaptação do algoritmo evolutivo multiobjetivo *Elistist Non-dominated Sorting Algorithm II* (NSGA-II) [5] a fim de se obter melhorias no conjunto de soluções encontradas e no tempo computacional apresentados na literatura.

2. OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO

De acordo com [5], um problema de otimização multiobjetivo (PMO) pode ser descrito matematicamente da seguinte maneira:

$$\min f_m(x), \quad m = 1, \dots, M \quad (1)$$

sujeito a:

$$g_j(x) \leq 0, \quad j = 1, \dots, J \quad (2)$$

$$h_k(x) = 0, \quad k = 1, \dots, K \quad (3)$$

$$x_i^{(L)} \leq x_i \leq x_i^{(U)}, \quad i = 1, \dots, N \quad (4)$$

Sendo $x \in \mathbb{R}^N$ um vetor que descreve as N variáveis de decisão $x = (x_1, \dots, x_N)^T$ as quais formam o Espaço de Decisão \mathbb{R}^N e $f : \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}^M$ sendo $f = (f_1, \dots, f_M)^T$ o vetor de funções objetivo que formam o Espaço Objetivo ou Espaço de Critério \mathbb{R}^M e cada $f_m : \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}$. As restrições do problema são definidas por J desigualdades e K igualdades representadas pelas funções de restrições g_j e h_k , respectivamente. O último conjunto de restrições refere-se aos limitantes inferiores e superiores dos valores das variáveis de decisão, definidos por $x_i^{(L)}$ e $x_i^{(U)}$, respectivamente, para cada variável de decisão x_i . Além disso, $X \subseteq \mathbb{R}^N$ é o conjunto factível no Espaço de Decisão e $Z \subseteq \mathbb{R}^M$ é o conjunto factível do Espaço Objetivo. Para avaliar soluções de um PMO comparam-se duas soluções encontradas e verifica-se se uma solução domina ou não a outra.

Definição 1. (*Dominância*): Uma solução x^1 domina uma solução x^2 , se as seguintes condições são verdadeiras:

- (i) A solução x^1 não é pior que x^2 em todos os valores objetivos, ou seja, para a minimização temos que $f_m(x^1) \leq f_m(x^2)$ ou para a maximização $f_m(x^1) \geq f_m(x^2)$ para todo $m = 1, \dots, M$.
- (ii) A solução x^1 é estritamente melhor que x^2 em pelo menos um valor objetivo, ou seja, para a minimização temos que $f_m(x^1) < f_m(x^2)$ ou para a maximização $f_m(x^1) > f_m(x^2)$ para pelo menos um $m \in \{1, \dots, M\}$

Se ambas condições (i) e (ii) forem satisfeitas, então dizemos que a solução x^1 domina a solução x^2 , ou simbolicamente, $x^1 \preceq x^2$. No caso das condições não serem satisfeitas, então dizemos que a solução x^1 não domina a solução x^2 , porém, isso não implica que x^2 domine x^1 pois a relação de dominância é assimétrica.

3. TRABALHOS RELACIONADOS

Em várias aplicações, manter a confiabilidade da entrega de dados em um nível apropriado é um requisito que pode se sobrepôr à eficiência de energia [6]. As transmissões

multi-saltos são geralmente utilizadas para contornar as limitações de energia dos nós sensores. No entanto, como os canais de comunicação sem fio são muito suscetíveis à interferência, a perda de dados causada por falhas de transmissão ao longo do caminho até o destino final compromete a entrega de dados. Além disso, quanto maior a densidade e a escala da rede, maior é o tráfego gerado, levando a um aumento nas falhas de comunicação no nível de enlace, causando a redução da confiabilidade da entrega de dados [7].

Embora importantes para a resolução desse tipo de problema em RSSFs, as técnicas de roteamento baseadas em abordagens multiobjetivo, considerando os *trade-offs* entre eficiência energética, confiabilidade de entrega e métricas de latência, não são totalmente exploradas na literatura [8].

Dentre os estudos relacionados, [9, 10, 11] abordam a otimização das métricas de energia e confiabilidade simultaneamente para definir o roteamento nas RSSFs. Mais especificamente, [9] apresentam um modelo de utilitário sensível ao tempo para RSSFs de ciclo de serviço reduzido. O modelo considera confiabilidade, utilidade, latência e custo de métricas de transmissão. [10] propuseram um protocolo de roteamento multiobjetivo baseado na qualidade do serviço aplicado às redes de sensores corporais (BSNs, do inglês *Body Sensor Networks*). Sua operação depende da exploração de localizações geográficas e do desempenho dos nós vizinhos. O problema multiobjetivo é abordado por meio de otimização lexicográfica, considerando funções objetivo relacionadas à energia e qualidade do serviço. [11] introduziram um problema de roteamento em RSSFs como um problema de otimização *fuzzy* aleatório com vários objetivos (FRMOO, do inglês *fuzzy random multi-objective optimization problem*). As variáveis aleatórias *fuzzy* foram usadas para descrever a aleatoriedade da transmissão quanto à latência, confiabilidade e energia residual dos nós sensores. Os autores propuseram um algoritmo evolutivo de roteamento híbrido para resolver o FRMOO estudado.

Independentemente dos esforços para fornecer soluções eficientes para o roteamento de dados em uma RSSF, as suposições feitas pelas propostas existentes diferem em muitos aspectos, como a topologia da rede, a escala, o modelo de falhas e os recursos do nós. Por esse motivo, é difícil estabelecer uma comparação justa entre as propostas. Mais importante, é mais difícil garantir/verificar se as soluções são, de fato, ótimas ou próximas do ideal. Portanto, a avaliação da qualidade das soluções apresentadas pela literatura sobre RSSFs que diz respeito à eficiência energética e à entrega de dados é um tema de pesquisa aberta.

4. MODELO PARA O ROTEAMENTO DE DADOS EM RSSFS

O modelo de roteamento multiobjetivo de dados para RSSFs considera a otimização simultânea de duas métricas de qualidade de serviço: a maximização da energia residual da rede e a maximização da confiabilidade da entrega de dados. O consumo de energia é descrito pela quantidade de transmissões realizadas por cada nó sensor até o *Sink*, e a energia residual da rede é calculada pelo somatório da energia residual de cada nó sensor. A confiabilidade da entrega de dados é determinada pelo somatório de todos os dados recebidos efetivamente no *Sink*. Para a realização do roteamento de dados ao *Sink*, consideramos restrições na camada de enlace da rede para evitar que sensores com necessidade de transmissão de dados em uma mesma vizinhança aguardem o término de uma transmissão concorrente fazendo com que cada sensor envie o dado em períodos distintos. Além disso, o modelo considera a colisão de dados, a qual ocorre quando um nó recebe

dois ou mais dados simultaneamente acarretando na perda dos mesmos. As hipóteses da rede consideradas para a elaboração do modelo são apresentadas a seguir:

- A topologia da rede é plana e estática, isto é, não há hierarquia ou prioridade entre os nós sensores para efetuar o envio dos dados ao *Sink* e suas posições iniciais não se alteram;
- Transmissões de dados são propagações de sinais em um meio de comunicação compartilhado pelos dispositivos. Sendo assim, um dado propagado por um nó sensor atinge simultaneamente todos os vértices que compõem sua vizinhança, porém, apenas em um de seus nós sensores vizinhos é efetivado o envio. A vizinhança de um nó sensor é determinada por seu alcance de comunicação;
- Os dispositivos da rede estão sincronizados, assim, transmissões e recepções de dados ocorrem ordenadamente entre os dispositivos;
- Técnicas de contenção no envio de dados são utilizadas para evitar colisões. Contudo, mesmo com a utilização dessas técnicas, as transmissões estão sujeitas a falhas por conta da existência de terminal oculto, isto é, dados provenientes de duas vizinhanças que são enviados para uma vizinhança em comum;
- A rede não permite a retransmissão de dados. A recepção simultânea de dois ou mais dados em um mesmo vértice acarreta na perda de todos esses dados;
- O roteamento dos dados é realizado através de múltiplos saltos sob a topologia plana da rede. Além disso, dados não são agregados ao longo do caminho;
- Apenas um dispositivo *Sink* é utilizado como destino final para todos os dados existentes na rede. O dispositivo *Sink* dispõe das mesmas características dos nós sensores, exceto pela ausência de limitação energética (energia ilimitada), além de não transmitir dados para os nós sensores da rede;
- Nós sensores e o dispositivo *Sink* não são capazes de trocar sua potência de comunicação ao longo do período de atividade da rede;
- O consumo energético dos nós sensores é influenciado apenas por transmissões de dados;
- A geração de dados (demandas iniciais) da rede é determinística. Assim, é possível obter as informações em que período e nó específico possui demanda;
- Dados recebidos nos nós sensores devem imediatamente ser encaminhados para o destino final (*Sink*) respeitando as condições de enlace.

As soluções obtidas pelo modelo sobre as hipóteses anunciadas não consideram quaisquer transmissões de pacotes de controle que possivelmente são empregadas por protocolos de roteamento, sendo assim, essas soluções fornecem um referencial para a comparação entre esse protocolos [3].

O modelo de programação inteira desenvolvido por [3] para o roteamento de dados em redes de sensores sem fio com abordagem multiobjetivo foi elaborado com base no modelo de fluxo mínimo e representado por um grafo $G = (V, E)$ direcionado. Nesse grafo, V é o conjunto de vértices representados por nós sensores e o dispositivo *Sink*.

Além disso, o conjunto que representa apenas nós sensores é denotado por V^* ($V^* \subset V$). O conjunto de arestas E representa a comunicação pareada entre os componentes do conjunto E , isto é, a transmissão e a recepção de dados de acordo com a capacidade estabelecida dos componentes da rede. A comunicação na RSSF é dependente de seus nós vizinhos adjacentes.

Dentre as características da rede, a transmissão de um dado é iniciada por um nó sensor i em um período t e efetivada em um nó j no período $t + 1$, isto é, os componentes da rede estarão ativos para realizarem as atividades de acordo com T . A discretização em períodos de atividade da rede no modelo é definida por $T = \{0, \dots, t, \dots, T - 1\}$.

A cada transmissão realizada por i para j está relacionado um gasto energético, isto é, a cada transmissão realizada com sucesso o valor energético inicial é decrementado em uma unidade. Esse valor também representa quantas transmissões o nó sensor i ainda pode realizar dentro do período de atividade total da rede.

A Figura 1 ilustra o roteamento de dados em uma RSSF representada em um grafo. Os vértices pretos representam os nós sensores, o triângulo cinza representa o *Sink* e as arestas representam as conexões entre os dispositivos. Os vértices destacados em azul indicam que esses nós possuem dados para serem transmitidos enquanto os nós verdes receberão esses dados. Na região A existem dois nós sensores vizinhos que estão transmitindo ao mesmo período, caracterizando uma transmissão concorrente, nesse caso, segundo a hipótese apresentada, um dos nós sensores deve aguardar para transmitir o seu dado em outro período enquanto o outro nó sensor transmite imediatamente. Por outro lado, na região B existem dois nós sensores que não são vizinhos transmitindo simultaneamente para um mesmo nó sensor e no mesmo período, desta forma, por hipótese, ambos os dados são perdidos.

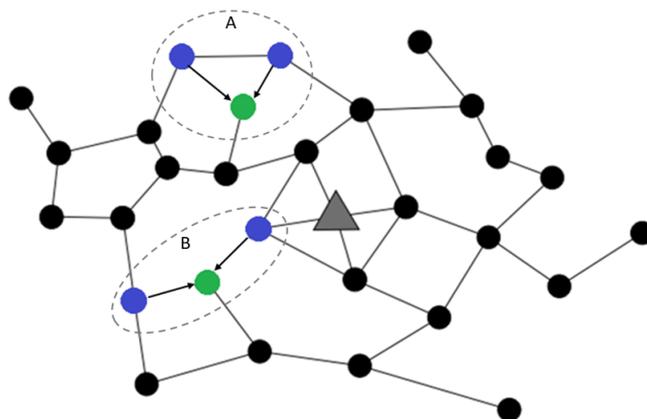


Figura 1: Representação do roteamento de dados em uma RSSF

A geração da demanda da RSSF é realizada por meio do simulador Castalia/OMNeT++ [12] de maneira aleatória com determinada probabilidade independente para cada nó sensor i com uma determinada probabilidade.

As funções objetivo utilizadas são estabelecidas de maneira que o consumo energético dos nós sensores e a confiabilidade na entrega dos dados seja maximizada. Sendo assim, a primeira função objetivo é definida pelo somatório da energia gasta por cada nó sensor

durante todo o período de atividade da rede, resultando na energia residual. A segunda função objetivo é definida pelo somatório da quantidade de dados recebidos efetivamente pelo servidor final (*Sink*) em todos os períodos de atividade da rede.

5. NON-DOMINATED SORTING GENETIC ALGORITHM II (NSGA-II)

O método NSGA-II é um algoritmo evolutivo elitista desenvolvido por [13] e amplamente usado na solução de problema de otimização multiobjetivo. Algoritmo 1 apresenta um algoritmo básico do NSGA-II.

Algoritmo 1: NSGA-II

Dados: Dados do problema

Resultado: Aproximação da fronteira de Pareto F_1

- 1 Gere uma população aleatória P_0 ;
 - 2 Atribua aos indivíduos de P_0 um valor *rank* baseado em seus níveis de dominância;
 - 3 Organize os indivíduos de P_0 de acordo com seus níveis de dominância;
 - 4 **Para** $k \in \{0, 1, \dots, K\}$ **Faça**
 - 5 Aplique os operadores genéticos a P_k para produzir descendentes Q_k de tamanho Pop ;
 - 6 Faça $R_k = P_k \cup Q_k$;
 - 7 Ordene R_k de acordo com os seus níveis de dominância e crie uma aproximação da curva de Pareto para cada um dos L níveis obtidos $\{F^1, F^2, \dots, F^L\}$;
 - 8 Encontre o $l_{max} = \arg \max_{l_k} \{l_k \in \{1, 2, \dots, L\} : \sum_{l=1}^{l_k} |F^l| \leq N\}$;
 - 9 **Se** $\sum_{l=1}^{l_{max}} |F^l| < N$ **Então**
 - 10 Organize os indivíduos de F^{l+1} usando o operador *crowded* e escolha pelo método do torneio os $Pop - \sum_{l=1}^{l_{max}} |F^l|$ primeiros elementos de F^{l+1} para atribuir a F^{l+1} ;
 - 11 **Fim**
 - 12 Faça $P_{k+1} = F^{l+1} \cup \bigcup_{l=1}^{l_{max}} F^l$;
 - 13 **Fim**
-

De acordo com o Algoritmo1, a primeira etapa do NSGA-II inicia-se com $k = 0$ e com a criação da população pai P_k com Pop indivíduos. Então, o algoritmo *Non-dominated sorting* compara cada solução de P_k com as demais soluções utilizando o conceito de dominância (Definição 1) e posteriormente classifica todas as soluções em diferentes fronteiras de acordo com o seu nível de dominância. Nesse caso, a primeira fronteira (fronteira de Pareto) é composta pelas soluções que não são dominadas por nenhuma outra pertencente ao conjunto de soluções de P_k . Na segunda fronteira estão as soluções que são dominadas pela primeira fronteira e dominam as demais soluções. Esse procedimento é realizado até que todas as soluções de P_k sejam classificadas. Para cada fronteira é atribuído um valor de aptidão, denominado *rank*, que refere-se à classificação das fronteiras. A primeira fronteira recebe o valor do *rank* igual a 1, a segunda fronteira recebe o valor do *rank* igual a 2, e assim por diante.

Posteriormente, P_k será utilizada para criar a população descendente Q_k também de tamanho Pop por meio da utilização de operadores genéticos e seleção. Após a criação da população de descendentes Q_k , é feita a união entre os dois conjuntos de soluções P_k e Q_k formando uma nova população denominada R_k de tamanho de $2Pop$ indivíduos. A união das duas populações é realizada para que as soluções não-dominadas da população P_k sejam mantidas.

Por conta do NSGA-II ser elitista, o algoritmo *Non-dominated sorting* é novamente utilizado para classificar todas as soluções pertencentes à R_k em diferentes fronteiras. Dessa forma, é possível determinar que os melhores indivíduos de R_k sejam selecionados para compor a nova população P_{k+1} de tamanho Pop da nova geração. Esse procedimento é realizado de forma que todas as soluções que estão na primeira fronteira sejam transferidas para P_{k+1} . Se o total de soluções na primeira fronteira for maior que Pop , então o algoritmo *Crowding distance sorting* é utilizado para determinar quais soluções da primeira fronteira irão compor P_{k+1} , com isso, as demais soluções da primeira fronteira e das outras fronteiras serão rejeitadas. Por outro lado, caso a quantidade de soluções que estão na primeira fronteira seja menor que Pop , então após a adição da primeira fronteira, adicionam-se as soluções que pertencem à segunda fronteira de acordo com o mesmo critério descrito e assim por diante até que P_{k+1} tenha Pop soluções.

A seleção dos indivíduos que serão utilizados – linhas 9 a 12 – para gerar novas soluções é realizada por meio do método de seleção, denominado torneio *crowded*, que compara as soluções par a par de acordo com o seu *rank*. A solução que possuir o menor *rank* ganha o torneio. Em caso de empate, ou seja, se as duas soluções comparadas possuíam o mesmo *rank*, o critério de desempate é realizado por meio da comparação do valor da *crowding-distance*, sendo assim, a solução que possuir o maior valor ganha o torneio.

Definidas as soluções que ganharam o torneio e que irão compor a população de descendentes P_{k+1} .

Essa é a estrutura geral do NSGA-II. Para transformá-lo em um método capaz de resolver um dado problema de otimização, é necessária a proposição de estruturas particulares para o algoritmo. Em particular, a dificuldade do problema de roteamento estudado já inicia-se em determinar uma solução factível. Como não há algoritmo polinomial para essa tarefa, técnicas de correção para a definição de uma solução incumbente serão necessárias, como explanadas nas próximas seções.

6. NSGA-II PARA O PRM EM RSSFS

A resolução do problema de roteamento multiobjetivo em RSSFs pelo método exato e por um método heurístico baseado em programação matemática se mostrou ineficiente, como apontado em [3]. Desta forma, este trabalho propõe a resolução do problema por meio de uma abordagem evolutiva utilizando o método *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II* (NSGA-II) [13].

6.1. REPRESENTAÇÃO DA SOLUÇÃO - CROMOSSOMO

O modelo para a resolução do PRM centraliza-se na transmissão completa de um dado. A transmissão é iniciada no período t e efetivada no período $(t + 1)$. O cromossomo será particionado de maneira que cada partição corresponda ao caminho de cada demanda inicial com T períodos de tempo. Isto é, se a atividade da rede possui T períodos de tempo para efetuar o roteamento dos dados com suas respectivas demandas iniciais, o tamanho total do cromossomo corresponderá a T períodos multiplicado pela soma das demandas iniciais.

Assim, cada gene do cromossomo em sua específica partição representa um período t , sendo a primeira posição do gene $t = 0$ e a última posição $t = T - 1$ em cada partição. O valor contido no gene é um número inteiro o qual refere-se ao rótulo do nó sensor o qual possui o dado no período t . A cadeia de genes em uma partição representa uma rota para o dado desde sua origem (nó demanda inicial) até o seu destino final, que não necessariamente seja o dispositivo *Sink*. Sendo assim, o cromossomo completo, ou seja, a união de todas as partições, representa o roteamento de todas as demandas iniciais durante o período T de atividade da rede.

Além disso, as demandas iniciais variam em diferentes períodos, assim, quando a demanda não inicia no período $t = 0$ os genes anteriores na sua partição serão preenchidos com valor de -1 , indicando um gene nulo. De modo similar, quando a transmissão for realizada com sucesso, ou seja, quando o dado for entregue ao *Sink* em tempo hábil ($t \leq T - 1$), os genes restantes de sua partição também receberão o valor de -1 . A transmissão de um dado é representada pela união de dois genes consecutivos no período t do primeiro gene observado.

6.2. INICIALIZAÇÃO DA POPULAÇÃO

A população é inicializada de maneira aleatória-constructiva e é realizada a partir das listas de adjacências dos nós sensores selecionados. Como as demandas iniciais são conhecidas previamente, utiliza-se o rótulo de seus respectivos nós no gene inicial de cada partição. O segundo passo é, dentre os nós existentes na lista de adjacências da demanda inicial escolhe-se aleatoriamente um nó para determinar o próximo gene no qual o nó atual irá enviar o seu dado. Além disso, assume-se uma particularidade no momento da escolha: caso a lista de adjacências do nó observado possua o *Sink* então ele é priorizado na escolha. Se existir genes após a escolha do *Sink*, eles receberão o valor -1 até completar todos os genes da partição. Esse procedimento é realizado sucessivamente até que todos os genes das partições estejam preenchidos.

6.3. MÉTODO DE SELEÇÃO

O método de seleção dos indivíduos que serão utilizados para gerar a nova população é realizado pelo método do torneio binário (*Binary Tournament Selection*) que compara o valor do *rank* de duas soluções [13]. Em caso de um empate, ou seja, as duas soluções comparadas possuíam o mesmo *rank*, o critério de desempate será realizado por meio da análise do valor das suas *crowding-distance*. Sendo assim, uma solução i ganha o torneio de uma solução j se as seguintes condições são verdadeiras:

- (i) A solução i tem o *rank* melhor que a solução j , ou seja, $r_i < r_j$;

(ii) Se ambas possuem o mesmo *rank*, mas, a solução i possui melhor *crowding-distance* (cd) do que a solução j , isto é, se $r_i = r_j$ e $cd_i > cd_j$.

6.4. OPERADOR DE CRUZAMENTO

O cruzamento de dois indivíduos é realizado entre as partições de acordo com a probabilidade de cruzamento. Sendo assim, dada uma probabilidade previamente definida no início do algoritmo, o cruzamento é realizado por meio de um ponto único de corte que ocorre entre o fim ($t = T - 1$) e o início ($t = 0$) de duas partições consecutivas. A abordagem através desse operador permite a combinação de informação entre caminhos de duas soluções distintas, de forma que não exista caminhos inactiváveis.

6.5. OPERADOR DE MUTAÇÃO

Diferente do operador de cruzamento, a probabilidade de ocorrer a mutação (definida previamente) é definida para cada partição. Assim, cada partição do cromossomo é analisada individualmente. Então, escolhe-se com uma certa probabilidade um gene para efetuar a mutação. A mutação é realizada de maneira similar à estratégia da formulação da solução inicial descrita na subseção 6.2. A partir do gene escolhido, o próximo gene é modificado e recebe o rótulo de um dos nós sensores que compõem sua lista de adjacências, e assim por diante até que todos os genes da partição sejam modificados.

6.6. ALGORITMOS DE CORREÇÃO

Além do método de seleção e dos operadores genéticos (cruzamento e mutação), para o uso do NSGA-II nesse trabalho é proposto o desenvolvimento de dois algoritmos de correção de cromossomos para evitar violações de restrições e de representatividade da solução.

O primeiro algoritmo de correção é utilizado para tratar problemas de transmissões concorrentes, as quais ocorrem quando ao analisar duas partições, identifica-se que o nó em uma dada posição t de uma partição possui um nó vizinho na mesma posição t em outra partição, isto é, quando um nó pertencente ao caminho de uma demanda inicial se encontra na mesma vizinhança de outra demanda inicial. Para lidar com essa situação, escolhe-se o nó na posição t da partição que possui mais tempo para efetuar o roteamento de seu dado e repete-se esse nó na posição $t + 1$. Caso ambas partições tenham o mesmo tempo para rotar o dado, a escolha do nó sensor que irá aguardar para realizar a transmissão é escolhida de maneira aleatória.

O segundo algoritmo de correção desenvolvido é utilizado para eliminar dados que estão no cromossomo e que foram perdidos por conta de colisões de recebimentos de dados entre nós sensores no mesmo período t , que podem ocorrer por conta de problemas de terminal oculto. Não há a possibilidade de retransmissões de dados na RSSF considerada nesse trabalho, isto é, dados que colidem são perdidos. Sendo assim, quando um gene de uma partição na posição t possuir o mesmo nó em outra partição na posição t , todos os genes posteriores a posição t receberão o valor de -1 .

7. EXPERIMENTOS COMPUTACIONAIS

Para a realização de testes do PRM, [3] propôs 10 cenários com diferentes quantidades de demanda e de períodos de atividade da rede. A rede por sua vez é composta pela atuação de 99 nós sensores distribuídos em uma área de $10000m^2$ e possui apenas um servidor final (*Sink*). Cada sensor contém um dispositivo de comunicação CC2420 e possui potência de transmissão fixa de $-15dBm$. Além disso, todos os 99 nós sensores dispõem inicialmente de $100u.e$ (unidades de energia), enquanto o *Sink* dispõe de energia ilimitada.

As demandas para os cenários foram previamente geradas utilizando o simulador de RSSFs Castalia/OMNeT++ [11] com probabilidade igual de geração de um dado em cada nó sensor nos períodos $t \in T$. A Tabela 1 apresenta a probabilidade utilizada no simulador e a quantidade de dados definidos como a demanda máxima gerada em cada período de atividade da rede observado respectivamente ($T = 20$ e $T = 50$).

	$p = P[d_{it} = 1], \forall i \in N^*, \forall t \in T$				
<i>Dmax</i>	0,01	0,02	0,03	0,04	0,05
Períodos	<i>D1</i>	<i>D2</i>	<i>D3</i>	<i>D4</i>	<i>D5</i>
$T = 20$	3	10	14	22	25
$T = 50$	15	31	41	60	75

Tabela 1: Parâmetros: demanda dos nós sensores e período de atividade da rede

Para referenciar as instâncias neste trabalho, elas serão abreviadas unindo sua identificação de demanda e sua identificação de período. Assim, por exemplo, a instância com demanda $D1 = 3$ e com o período de atividade da rede $T = 20$ será denotada por $D1T20$.

Para este experimento, o NSGA-II foi implementado em linguagem C e executado em um computador com processador Intel i5-4440 3.1 GHz com 32Gb de memória RAM, enquanto a heurística proposta por [3] foi implementada em C++ e executada em um computador com 48 Threads independentes e 2 processadores Intel Xeon E5-2670 v3 com 64Gb de memória RAM trabalhando paralelamente.

Os parâmetros empregados nos experimentos deste trabalho foram determinados após a realização de testes computacionais preliminares com um conjunto de valores definidos de acordo com a variação do tamanho da população e do número de gerações para cada instância do trabalho, totalizando 500 testes para todas as 10 instâncias. Por conta do algoritmo ser elitista, a taxa de cruzamento utilizada foi de 90% e mantida para todos os testes a fim de estabelecer uma grande variedade na combinação das soluções. Sabendo que as instâncias do problema aumentam gradativamente em termos de quantidade de demanda e período de atividade da rede, influenciando diretamente no tamanho do cromossomo, a taxa de mutação utilizada em cada instância é reduzida quando necessário de acordo com o aumento da quantidade de genes no cromossomo. A Tabela 2 apresenta os valores utilizados na parametrização em cada instância do trabalho.

Após a realização dos testes, a escolha dos parâmetros a serem utilizados para a resolução das instâncias do problema é determinada de acordo com o valor médio de três critérios que avaliam a uniformidade da distribuição das soluções, a extensão da fronteira de Pareto e a cardinalidade do conjunto de soluções obtido. Os parâmetros definitivos, tamanho de população (*Pop*), número de gerações (*Ger*) e probabilidades de cruzamento (*pc*) e mutação (*pm*) são apresentados na Tabela 3.

Instância	População			Gerações		
	Mínimo	Máximo	Passo	Mínimo	Máximo	Passo
<i>D1T20</i>	20	60	20	10	20	10
<i>D2T20</i>	60	100	20	80	120	20
<i>D3T20</i>	160	200	20	120	160	20
<i>D4T20</i>	180	220	20	160	200	20
<i>D5T20</i>	200	240	20	230	270	20
<i>D1T50</i>	260	300	20	180	220	20
<i>D2T50</i>	280	320	20	180	220	20
<i>D3T50</i>	300	340	20	180	220	20
<i>D4T50</i>	380	420	20	200	240	20
<i>D5T50</i>	480	520	20	380	420	20

Tabela 2: Valores utilizados para definição dos parâmetros de População e Geração

Instância	<i>Pop</i>	<i>Ger</i>	<i>pc</i>	<i>pm</i>
<i>D1T20</i>	40	20	0,9	0,050
<i>D2T20</i>	80	120	0,9	0,050
<i>D3T20</i>	160	160	0,9	0,050
<i>D4T20</i>	180	180	0,9	0,050
<i>D5T20</i>	240	230	0,9	0,050
<i>D1T50</i>	280	200	0,9	0,010
<i>D2T50</i>	320	220	0,9	0,010
<i>D3T50</i>	300	220	0,9	0,005
<i>D4T50</i>	420	240	0,9	0,005
<i>D5T50</i>	520	380	0,9	0,001

Tabela 3: Parâmetros definitivos para o NSGA-II

8. RESULTADOS

Os resultados obtidos por meio da utilização dos parâmetros apresentados na Tabela 3 são ilustrados nas Figuras 2a e 2b. Apesar de não estarem reportados neste trabalho, os resultados encontrados em [3] foram de qualidade inferior aos encontrados pelo método atual. Dessa forma, optou-se por apresentar apenas os resultados atingidos pela heurística proposta neste artigo.

Os resultados apresentam uma relação entre a demanda de dados iniciais e a energia residual da rede. Pode-se observar que quanto mais dados a rede possui para rotear, menor é a energia residual. Além disso, é observado que a entrega total de dados ao *Sink* de todas as demandas iniciais não é realizada, exceto na instância *D1T20*. Estas situações são recorrentes em ambos os períodos de atividade da rede ($T = 20$ e $T = 50$). Vale ressaltar que nas instâncias *D4T20*, *D5T20*, *D4T50* e *D5T50* em nenhuma hipótese é possível a entrega de todas as demandas iniciais por conta da discretização do período de atividade da rede e pela hipótese de que o *Sink* recebe apenas um dado a cada período.

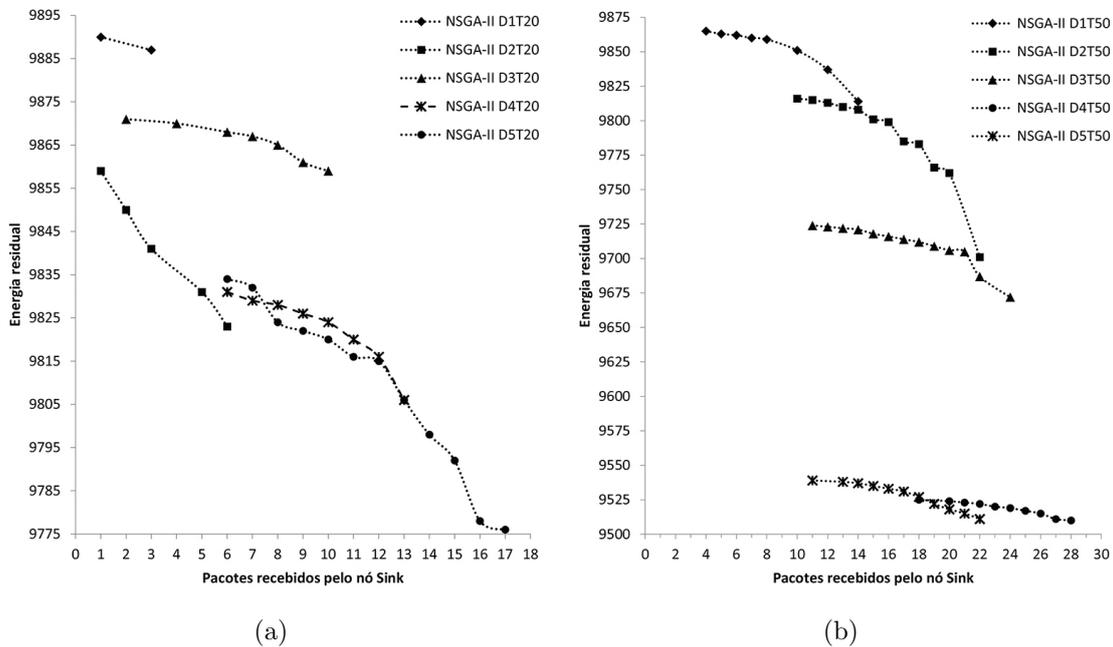


Figura 2: Resultados para instâncias $T = 20$ (a) e instâncias $T = 50$ (b)

8.1. TEMPO COMPUTACIONAL NSGA-II

A análise do tempo computacional para a obtenção do conjunto de soluções pelos algoritmos propostos é de suma importância, uma vez que ele é um fator determinante para a tomada de decisão em aplicações reais. As Tabelas 4 e 5 apresentam o tempo computacional (em segundos) do NSGA-II (A) e do FR-AUGMECON2 (B) (utilizado em [3]), para encontrar o conjunto de soluções (fronteira de Pareto), para cada instância, com seus respectivos períodos de atividade da rede.

	$D1T20$	$D2T20$	$D3T20$	$D4T20$	$D5T20$	TOTAL
A	9,9	21,5	29,2	37,9	52,7	151,2
B	66,4	1518,8	3792,4	20016,3	13203,7	38597,6

Tabela 4: Tempo computacional em segundos para as instâncias com $T = 20$

	$D1T50$	$D2T50$	$D3T50$	$D4T50$	$D5T50$	TOTAL
A	35,8	77,9	93,6	133,0	170,4	510,7
B	17595,7	17473,1	34675,9	12617,3	8948,4	91310,3

Tabela 5: Tempo computacional em segundos para as instâncias com $T = 50$

De acordo com os valores apresentados nas Tabelas 4 e 5, em todas as 10 instâncias do problema, a resolução pelo NSGA-II mostrou-se eficaz. No conjunto de instâncias com período de atividade da rede de $T = 20$, o NSGA-II teve um desempenho 99,6% melhor, que significa uma redução de 38446,4 segundos no tempo computacional. Enquanto com período de atividade de $T = 50$, o NSGA-II foi 99,4% melhor, com uma redução de 90799,6

segundos. No cenário geral, considerando todas as instâncias, o NSGA-II obteve uma redução no tempo computacional de aproximadamente 36 horas. Outro fator observado no NSGA-II é que se há um aumento da demanda e do período de atividade da rede, o tempo computacional aumenta, enquanto no FR-AUGMECON2 esta situação não se verifica. Isso pode ser notado nas instâncias $D4T20$ e $D5T20$ quando comparadas com $D4T50$ e $D5T50$. Além disso, deve-se ressaltar que o tempo computacional para verificar a convergência das soluções em todas as instâncias de todos os 500 testes realizados foi de 20489,9 segundos, representando apenas 16% do tempo computacional necessário para a obtenção das soluções por meio do método híbrido FR-AUGMECON2.

9. CONCLUSÕES E PESQUISAS FUTURAS

O roteamento em RSSFs tem sido intensamente investigado na literatura, a qual é repleta de diferentes protocolos. Os sensores têm como principais funções realizar o sensoriamento, a transmissão e o recebimento de dados, e normalmente possuem capacidade energética limitada. Por esse motivo é necessária a otimização de métricas de qualidade de serviço, tais como o gasto energético e a confiabilidade da entrega de dados para a definição de um roteamento eficiente na rede.

Em particular, a confiabilidade de entrega e a eficiência energética apresentam-se como métricas de avaliação conflitantes no roteamento. Neste artigo, apresentou-se uma abordagem que utiliza otimização multiobjetivo para verificar a natureza conflitante dos objetivos e as soluções para o problema de roteamento. Dessa forma, esse trabalho propôs a resolução de um modelo multiobjetivo para a maximização da energia residual e da confiabilidade na entrega de dados por meio da utilização e adaptação do algoritmo evolutivo NSGA-II. Os resultados obtidos considerando cenários artificiais confirmam a natureza conflitante da otimização energética e da maximização da confiabilidade de entrega. Além disso, as curvas de Pareto indicam que, em particular, a entrega dos dados é altamente dependente da otimização de métricas de confiabilidade de entrega.

Em pesquisas futuras, pretendemos realizar um estudo detalhado das rotas encontradas e abordar cenários de larga escala. Além disso, uma avaliação de outras técnicas para a otimização desses objetivos consiste de alvo de pesquisas futuras.

10. AGRADECIMENTOS

O primeiro autor agradece à CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) pelo financiamento de seu projeto. Os autores também agradecem à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) (Proc. 2015/21660-4 e Proc. 2015/18580-9).

11. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] IQBAL, M. et al. Wireless sensor network optimization: Multi-objective paradigm. *Sensors*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 15, n. 7, p. 17572–17620, 2015. 2
- [2] MAVROTAS, G.; FLORIOS, K. An improved version of the augmented s-constraint

- method (AUGMECON2) for finding the exact pareto set in multi-objective integer programming problems. *Applied Mathematics and Computation*, Elsevier Inc., v. 219, n. 18, p. 9652–9669, 2013. 2
- [3] PAULO, M. A. de. *Modelo de otimização multiobjetivo para avaliação de desempenho de protocolos de roteamento em RSSF/RSASF de larga escala*. 100 p. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de São Paulo, 2017. 2, 3, 5, 8, 11, 12, 13
- [4] ESCUDERO, L. F.; SALMERON, J. On a Fix-and-Relax Framework for a Class of Project. *Annals of Operations Research*, v. 140, n. 1992, p. 163–188, 2005. 2
- [5] KALYANMOY, D. et al. *Multi objective optimization using evolutionary algorithms*. [S.l.]: John Wiley and Sons, 2001. 3
- [6] CHOUIKHI, S. et al. A survey on fault tolerance in small and large scale wireless sensor networks. *Computer Communications*, v. 69, p. 22 – 37, 2015. 3
- [7] ROSSET, V. et al. Enhancing the reliability on data delivery and energy efficiency by combining swarm intelligence and community detection in large-scale wsns. *Expert Systems with Applications*, Pergamon, v. 78, p. 89–102, 2017. 4
- [8] FEI, Z. et al. A survey of multi-objective optimization in wireless sensor networks: Metrics, algorithms, and open problems. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, IEEE, v. 19, n. 1, p. 550–586, 2017. 4
- [9] XIAO, M.; WU, J.; HUANG, L. Time-sensitive utility-based single-copy routing in low-duty-cycle wireless sensor networks. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, IEEE, v. 26, n. 5, p. 1452–1465, 2015. 4
- [10] RAZZAQUE, M. A.; HONG, C. S.; LEE, S. Data-centric multiobjective qos-aware routing protocol for body sensor networks. *Sensors*, v. 11, n. 1, p. 917–937, 2011. 4
- [11] LU, J. et al. Fuzzy random multi-objective optimization based routing for wireless sensor networks. *Soft Computing*, v. 18, n. 5, p. 981–994, 2014. 4
- [12] BOULIS, A. et al. Castalia: A simulator for wireless sensor networks and body area networks. *NICTA: National ICT Australia*, 2011. 6
- [13] DEB, K. et al. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II. In: SPRINGER. *International conference on parallel problem solving from nature*. [S.l.], 2000. p. 849–858. 7, 8, 9