

UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE

STÊNIO SÃ ROSÁRIO FURTADO SOARES

**Otimização do Consumo de Energia em Múltiplas
Sessões Multicast em Redes de Sensores**

NITERÓI

2010

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE

STÊNIO SÃ ROSÁRIO FURTADO SOARES

Otimização do Consumo de Energia em Múltiplas Sessões Multicast em Redes de Sensores

Tese de doutorado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense como requisito parcial para a obtenção do título de Doutor em Computação. Área de concentração: Otimização Combinatória e Inteligência Artificial.

Orientador:
Celso da Cruz Carneiro Ribeiro

NITERÓI

2010

Otimização do Consumo de Energia em Múltiplas Sessões *Multicast* em
Redes de Sensores

Stênio Sã Rosário Furtado Soares

Tese de doutorado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense como requisito parcial para a obtenção do título de Doutor em Computação.

Aprovada por:

Prof. Celso da Cruz Carneiro Ribeiro - UFF (Orientador)

Prof^a. Simone de Lima Martins - UFF

Prof. Luiz Satoru Ochi - UFF

Prof^a. Márcia Helena Costa Fampa - UFRJ

Prof. Geraldo Robson Mateus - UFMG

Niterói, outubro de 2010.

À minha família, bem maior que possuo.

Agradecimentos

Em uma empreitada de dimensões tais como a que vemos ao assumirmos o compromisso de concluir um curso de doutorado, muitos personagens importantes surgem-nos como anjos a nos ajudar a transpor os diversos obstáculos que vão surgindo ao longo da jornada. Ao final, ainda sob o cansaço da caminhada, olhar para trás e poder ver que tantos anjos nos foram enviados, nos faz ter mais certeza de que a alma transcende o corpo, e de que as amizades são eternos diamantes que lapidamos com a mesma destreza e entrega que o artista define as linhas da sua plástica ou a que o poeta traça a singularidade de seus versos.

Com tantos anjos enviados, não poderia deixar de começar agradecendo a Deus, que compadeceu-se tantas vezes de mim e me concedeu a graça de continuar sempre acreditando que era possível concluir com êxito a jornada, mesmo com tantas adversidades. Obrigado, Senhor!

Gostaria de agradecer à minha mãe pelas incontáveis preces e por tantas vezes ter dado-me forças através de palavras de incentivo, mesmo sabendo ela que meu maior incentivo sempre foi a sua honrosa e hercúlea história de vida. Mãe, você é a pessoa mais forte e determinada que conheço! A essência dos seus ensinamentos permitiram a conclusão deste trabalho.

O tempo que decorre enquanto estamos no fronte parece contar de forma diferente do que se verifica para aqueles que nos amam e que ficaram privados de nossa presença durante a batalha. E eu sei o quanto este tempo foi longo para meus filhos Samuel e Daniel. Gostaria de agradecer-lhes pelas inúmeras vezes em que fui cobrado através de frases como: "e aí, defendeu?". Estas cobranças fizeram-me ver que eu não poderia fracassar. Ao mesmo tempo que agradeço, quero desculpar-me pela ausência tão demorada, embora conforte-me a certeza de que vocês sempre souberam e compreenderam que toda esta privação foi necessária. Obrigado, meus Sã Rosário!

Há pessoas que entram em nossas vidas, nos tornam melhores e que nunca mais conseguimos nos imaginar sem estas. Já bem antes do doutorado, eu tive a graça de conhecer a Luciana Brugiolo, uma pessoa sobre a qual, em qualquer tentativa de definir a

presteza, o carinho e a afetividade, certamente ficaria faltando algo a enaltecer. Gostaria de agradecer-lhe, Lu. Você conhece profundamente cada pedacinho da história que foi construída durante esta árdua tarefa. Nunca esquecerei sua ajuda desde a época das disciplinas, na qualificação, proposta de tese e para a defesa final. Suas incontáveis revisões no texto, suas habilidades no uso de planilhas e geração de figuras fizeram este trabalho trazer também seu toque ao longo das páginas que seguem. Além de agradecer-lhe pela ajuda técnica, não poderia jamais deixar de expressar aqui o quanto adoro você.

Muitos anjos deixei no Piauí, e por isso não puderam me ajudar tanto quanto seus corações desejaram. Neste universo, gostaria de agradecer ao meu irmão Heltemberg, por tantos motivos outros, mas também por ter me emprestado seu *notebook* por todo o tempo de duração do curso. Agradeço à minha irmã Helda, pelos galhos quebrados quando eu estive com o orçamento quebrado. Meu muito obrigado se estende a meu pai e a todos os demais irmãos e irmãs. Sei o quanto todos torceram pelo meu sucesso.

Tenho também profunda gratidão à Audea, que desde a época do mestrado, foi mãe e pai dos nossos dois São Rosário durante tanto tempo, tendo até mesmo sacrificado férias para ficar com eles em Juiz de Fora enquanto eu corria contra os prazos em Niterói. Agradeço à Cristina (Tina) por ter se disposto a sair de Teresina para Juiz de Fora por duas vezes para me ajudar a dar conta das coisas de casa quando meus dois filhos vieram morar comigo.

Tenho tantos amigos, pessoas a quem devo agradecer, que incomoda-me o risco de não registrar aqui a minha gratidão a algum destes, embora esta gratidão exista fortemente gravada no coração. Começando pela enorme família que encontrei na UFF, gostaria de agradecer ao Jacques. Não conheço nenhuma pessoa tão prestativa e inteligente quanto este cara, que de tanto ajudar a tantos, recebeu o carinhoso apelido de Super Jacques. Obrigado, amigo!

Agradeço à Renatha, ao Puca e ao Anand pelo apoio moral e técnico, principalmente na reta final e nas incontáveis prévias da apresentação final, momentos bem tensos que a Renatha, o Jacques e a Luciana conheceram como ninguém. Como agradeço também à Ádria, Juliana, Copetti, Cristiano Marciel, Janine, Jonivan, Idalmis, Vinícius, Bertini, Luciene, Tiago Neves, Renato Moraes e Luciana Pessoa. Todos acompanharam minha difícil tarefa de trabalhar em tempo integral noutra cidade e ainda conduzir os trabalhos da pesquisa.

Não poderia jamais deixar de registrar minha gratidão às meninas da secretaria, inicialmente a Ângela e Maria Freitas e, ao final, a Viviane e Teresa. Vocês foram amigas

féis em todas as ocasiões em que precisei. Obrigado sempre!

Agradeço aos amigos do suporte técnico, Carlos e Rafael. Foram tantos problemas resolvidos, e sempre com a brevidade que só aqueles que compreendem a pressa de quem tem pouco tempo a desperdiçar poderia oferecer.

Também fui agraciado ao conhecer pessoas super compreensivas no meu trabalho na UFJF. Agradeço a meus colegas professores do Colégio Técnico Universitário, como Hilton, Marcelo, Alberto, Sandro e Silvana, além da Jacqueline do suporte, que foram bastante companheiros ao entenderem a necessidade de meu afastamento nos meses finais e por terem me incentivado tanto. Além dos amigos do CTU, já no Departamento de Ciência da Computação da UFJF, tive a alegria de conhecer pessoas que me deram muita força na reta final. Gostaria de agradecer ao professor Raul, por ter assumido minha carga horária no DCC para que eu pudesse me afastar e me concentrar na conclusão do trabalho, e ao Barrère por ter viabilizado o afastamento. Agradeço a todos os colegas que me incentivaram até as vésperas da defesa, inclusive assistindo a primeira prévia da apresentação, como a Kele, Ana Paula, Rodrigo Luis, Alessandreia e Saul.

Gostaria de agradecer ao professor Celso, meu orientador, e aos demais membros da banca de avaliação. Em especial, sou muito grato à professora Márcia Fampa pela disposição em avaliar previamente o trabalho e apontar contribuições valiosas ao conteúdo do mesmo. Finalmente, gostaria de expressar minha profunda gratidão ao professor Geraldo Robson pelas suas contribuições a este trabalho, desde a proposta de tese até o último momento antes de sua impressão. Tenho plena certeza de que, sem a sua dedicação em avaliar o trabalho e fazer comentários com tanto esmero, conhecimento e sabedoria, não teria sido possível a conclusão desta tese.

Resumo

Algumas aplicações de redes de sensores requerem que um dado nó emissor envie um conjunto de mensagens contendo dados ou consultas para um ou mais subconjuntos de nós da rede. Cada envio define uma sessão de comunicação *multicast*. A conectividade que garante a transmissão das mensagens do nó fonte aos nós destinos em cada sessão *multicast* depende diretamente da potência de transmissão em que cada nó da rede opera. Tendo em vista a reduzida capacidade de energia das baterias que alimentam os sensores e o fato de que, em geral, o maior consumo de energia em uma rede de sensores sem fio está associado à comunicação entre os nós, é importante que se procure estabelecer a potência de transmissão de cada nó da rede que implique no menor consumo possível de energia considerando tanto uma única sessão quanto um conjunto de várias sessões *multicast*. Nesta tese é apresentado o problema de otimização do consumo de energia em múltiplas sessões *multicast* com restrição de capacidade de bateria em redes de sensores. É apresentado um modelo de programação linear inteira mista para o problema, além de um algoritmo GRASP com VNS para a obtenção de soluções aproximadas. Mostra-se através de experimentos que, mesmo para o problema envolvendo uma única sessão *multicast*, três heurísticas da literatura que não consideram a restrição de limitação de carga de bateria apresentam soluções com consumos médios que estão de 6 a 10 pontos percentuais acima do consumo médio obtido pelas adaptações destas heurísticas às características das redes de sensores. Além disso, verifica-se que as heurísticas adaptadas são capazes de dobrar o percentual de soluções viáveis observado nas heurísticas da literatura. Ao se considerar as características do conjunto de sessões de comunicação, os experimentos mostram que as heurísticas desenvolvidas para o problema proposto são capazes de reduzir de 16,21% para 1,82% a diferença percentual média em relação às soluções de menor consumo de energia quando comparadas às heurísticas da literatura para o problema envolvendo uma única sessão. Isto ressalta a importância de se considerar os aspectos do problema tratado nesta tese. A partir dos resultados experimentais das heurísticas apresentadas para o problema proposto, foi possível verificar ainda que a combinação de diferentes funções de avaliação de nós candidatos a ajustar a potência, citadas na literatura para o problema envolvendo uma única sessão, resulta em soluções que apresentam menor consumo de energia quando comparadas com soluções geradas por uma mesma função.

Abstract

Some sensor networks applications require that a given sender node should send a set of messages containing data or queries for one or more subsets of network nodes. Each transmission defines a multicast communication session. The connectivity that ensures the transmission of the messages from the source node to the target nodes in each multicast session directly depends on the transmission power in which every node operates. Given the reduced energy capacity of the sensor batteries that feed the sensors and the fact that, in general, the largest energy consumption in a wireless sensors network is associated to the communication among the nodes, it is important to establish the transmission power levels assignment of the nodes that implies in the least possible energy consumption considering both a single both a single session and a set of multicast sessions. This thesis presents the problem of optimizing the energy consumption in multiple multicast sessions with battery capacity constraints in sensor networks. To solve it, a mixed integer programming formulation is proposed, as well as a algorithm based on the metaheuristics Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP) and Variable Neighborhood Search (VNS) in order to obtain approximate solutions. Computational experiments show that, even for the problem involving a single multicast session, three heuristics from the literature that do not consider the battery capacity constraints present solutions with average consumptions ranging from 6 to 10 percentage points above the average consumption obtained by the adaptations of these heuristics to the features of the sensor networks. In addition, it can be verified that the adapted heuristics are capable of doubling the percentage of feasible solutions observed in the heuristics from the literature. When considering the characteristics of the set of communication sessions, the experiments illustrate that the developed heuristics for the proposed problem are capable of reducing from 16.21% to 1.82% the average percentage difference regarding the solutions of least energy consumption when compared to those from the literature for the problem involving a single session. From the experimental results of the developed heuristics for the proposed problem, it was possible to verify that the combination of different evaluating functions of candidate nodes to adjust the power, available in the literature for the problem involving a single session, result in solutions that present less energy consumption when compared to those generated by a unique function.

Palavras-chave

1. Redes de sensores sem fio
2. Redes ad hoc
3. Consumo de energia
4. Controle de potência
5. *Multicast*
6. GRASP
7. VNS

Glossário

PMCEM	:	Problema de Minimização do Consumo de Energia para uma única sessão <i>Multicast</i>
MI	:	Heurística interna do menor incremento
MP	:	Heurística interna da menor potência
MID	:	Heurística interna do menor incremento e maior densidade
MIDE	:	Heurística interna do menor incremento, maior densidade e maior energia
SEQ	:	Heurística externa sequencial
SPAR	:	Heurística externa sequencial-paralela
TPAR	:	Heurística externa total-paralela
BIP	:	<i>Broadcast incremental power</i>
MIP	:	<i>Multicast incremental power</i>
SPF	:	<i>Shortest path first</i>
VNS	:	<i>Variable neighborhood search</i>
GRASP	:	<i>Greedy Randomized Adaptive Search Procedure</i>
RSSF	:	Redes de sensores sem fio
WSN	:	<i>Wireless sensor networks.</i>

Sumário

Lista de Figuras	xiii
Lista de Tabelas	xiv
1 Introdução	1
1.1 Definição do problema	2
1.2 Objetivos da tese	5
1.3 Contribuições da tese	5
1.4 Organização do texto	6
2 Problema de Minimização do Consumo de Energia em Múltiplas Sessões Multicast	7
2.1 Aplicações	9
2.2 Modelo de comunicação adotado	11
2.3 Modelo de programação linear inteira mista	14
2.4 Resultados experimentais da formulação proposta	17
2.4.1 Descrição das instâncias	17
2.4.2 Experimentos realizados	20
3 Heurísticas para o Problema de Minimização do Consumo de Energia para uma Única Sessão Multicast (PMCEM)	22
3.1 Heurísticas construtivas internas gulosas	23
3.1.1 Heurística do menor incremento (MI)	24
3.1.2 Heurística da menor potência (MP)	29
3.1.3 Heurística do menor incremento e maior densidade (MID)	32

3.1.4	Heurística do menor incremento, maior densidade e maior quantidade de energia (MIDE)	33
3.2	Heurísticas construtivas internas randomizadas	33
3.3	Heurística de busca local interna	35
3.3.1	Busca local <i>r-Sweep</i>	36
3.4	Resultados experimentais das heurísticas internas	38
3.4.1	Comparação com a abordagem exata	38
3.4.2	Comparação entre as heurísticas internas	39
3.4.3	Comparação com as heurísticas da literatura	43
4	Heurísticas para o Problema de Minimização do Consumo de Energia em Múltiplas Sessões Multicast	46
4.1	Heurísticas construtivas externas	47
4.1.1	Heurística sequencial (SEQ)	48
4.1.2	Heurística sequencial-paralela (SPAR)	50
4.1.3	Heurística total-paralela (TPAR)	52
4.2	Heurística de busca local externa	53
4.3	Resultados computacionais das heurísticas externas	56
4.3.1	Comparação com a abordagem exata	56
4.3.2	Comparação entre as heurísticas externas	59
4.3.3	Resultados computacionais das versões gulosas	59
4.3.4	Resultados computacionais das versões gulosas randomizadas	63
4.3.5	Comparação com as heurísticas internas	76
4.4	Conclusões sobre as heurísticas externas	78
5	Heurística GRASP para o Problema de Minimização do Consumo de Energia em Múltiplas Sessões Multicast	80
5.1	GRASP com VNS para o problema com múltiplas sessões	80

5.2	Resultados computacionais do GRASP_VNS	83
5.2.1	Comparação com a abordagem exata	89
5.3	Conclusões sobre o GRASP_VNS	92
6	Conclusões e trabalhos futuros	93
6.1	Trabalhos futuros	95
	Referências	97

Lista de Figuras

2.1	Exemplo de aplicação do problema de minimização de energia em múltiplas sessões <i>multicast</i> : fonte [27].	10
2.2	Propriedade de transmissões sem fio com antenas omnidirecionais	13
3.1	Exemplo do funcionamento da heurística interna MI	27
3.2	Exemplo do funcionamento da heurística interna MI (continuação)	28
3.3	Solução na forma de árvore gerada pela heurística interna MI para o exemplo.	28
3.4	Exemplo do funcionamento da heurística interna MP	30
3.5	Exemplo do funcionamento da heurística interna MP (continuação)	31
3.6	Solução na forma de árvore gerada pela heurística interna MP para o exemplo.	32
3.7	Exemplo de potência de transmissão redundante.	36
4.1	Comparação da relação cobertura e consumo de energia para uma instância com 10 nós: cobertura (a), energia (b)	71
4.2	Comparação da relação cobertura e consumo de energia para uma instância com 25 nós: cobertura (a), energia (b)	73
4.3	Comparação da relação cobertura e consumo de energia para uma instância com 50 nós: cobertura (a), energia (b)	75
5.1	Diferença percentual média dos custos da construção e da busca local de TPAR-MI em relação à pior solução, por grupo de instâncias.	88
5.2	Diferença percentual média dos custos da construção e da busca local de TPAR-MIDE em relação à pior solução, por grupo de instâncias.	88

Lista de Tabelas

2.1	Resumo das características das instâncias testes.	19
2.2	Resultados obtidos a partir do resolvidor CPLEX 11.0 para as instâncias de 10 nós.	21
3.1	Diferença percentual entre o custo da melhor solução obtida por cada heurística interna e o limite superior obtido pela abordagem exata para as 24 instâncias com dez nós.	40
3.2	Resumo dos resultados das heurísticas internas gulosas para as 120 instâncias testes.	42
3.3	Resumo dos resultados das heurísticas internas gulosas randomizadas para as 120 instâncias testes.	42
3.4	Comparação entre as heurísticas internas e as heurísticas da literatura para as 120 instâncias testes - versões gulosas.	43
3.5	Comparação entre as heurísticas internas e as heurísticas da literatura para as 120 instâncias testes - versões gulosas randomizadas.	44
4.1	Diferença percentual entre o custo da melhor solução obtida por cada heurística externa com variação de hi e o limite superior obtido pela abordagem exata para as 24 instâncias com dez nós.	58
4.2	Resumo dos resultados das heurísticas externas gulosas com hi fixada na VNS para as 120 instâncias.	60
4.3	Resumo dos resultados das heurísticas externas gulosas com hi variada na VNS para as 120 instâncias.	61
4.4	Variação percentual no custo médio das soluções das heurísticas construtivas externas gulosas com variação de hi na VNS em relação à versão com hi fixada por grupo de instâncias.	62

4.5	Resumo dos resultados quanto à qualidade das soluções das heurísticas externas com hi fixada na VNS, conforme o parâmetro de aleatoriedade para as 120 instâncias.	65
4.6	Resumo dos resultados quanto à qualidade das soluções das heurísticas externas com hi variada na VNS, conforme o parâmetro de aleatoriedade para as 120 instâncias.	67
4.7	Variação percentual no custo médio das soluções das heurísticas construtivas externas randomizadas com variação de hi na VNS em relação à versão com hi fixada por grupo de instâncias.	69
4.8	Comparação entre as heurísticas externas com variação de hi e internas adaptadas.	77
4.9	Comparação entre as heurísticas externas sem variação de hi e internas adaptadas.	77
5.1	Resumo dos resultados do GRASP_VNS quanto a qualidade das soluções para as 120 instâncias com variação de hi na busca local	84
5.2	Resumo dos resultados do GRASP_VNS quanto a qualidade das soluções para as 120 instâncias com hi e he fixadas na VNS	85
5.3	Média da diferença percentual em relação a melhor solução heurística conhecida no tempo t_1 por grupo de instâncias.	86
5.4	Média da diferença percentual em relação a melhor solução heurística conhecida no tempo t_2 por grupo de instâncias.	87
5.5	Média da diferença percentual em relação a melhor solução heurística conhecida no tempo t_3 por grupo de instâncias.	87
5.6	Comparação entre o GRASP_VNS e a abordagem exata para o tempo t_3 para as instâncias com dez nós.	90
5.7	Resultados do GRASP_VNS com tempo limite de 7200 segundos para as instâncias com 10 nós onde não se provou a otimalidade.	91

Capítulo 1

Introdução

Uma rede *ad hoc* é um tipo de rede não estruturada onde os elementos que a integram trocam dados diretamente entre si, sem a necessidade de estações base de rádio. Uma rede de sensores sem fio (RSSF) é um tipo especial de rede *ad hoc*. Entretanto, enquanto redes *ad hoc* de propósito geral têm a função básica de prover suporte à comunicação entre nós que podem executar funções de interesses individuais, em RSSF os nós sensores exercem funções colaborativas no sentido de prover dados a serem processados por nós especiais, ditos sorvedouros ou *sink* [39].

Uma rede de sensores sem fio é uma coleção de um ou vários nós sorvedouros responsáveis pela coleta, armazenamento e processamento de dados, e por nós denominados sensores, que em algumas aplicações podem apresentar mobilidade. Os nós sensores são equipados com um módulo de comunicação que lhes permite transmitir, a partir de uma antena, os dados coletados. Além disso, um módulo de sensoriamento permite que o nó identifique a ocorrência de um ou vários fenômenos na área sensoriada e capture os dados destes para envio. Uma terceira componente do nó sensor é o módulo de energia, que consiste geralmente de uma ou mais baterias com capacidade limitada de energia.

Conforme a aplicação da RSSF, a disposição dos nós na região monitorada pode se dar de forma planejada ou, simplesmente, através do lançamento aleatório dos nós na área a ser sensoriada. Este último caso geralmente ocorre em aplicações de monitoramento de fenômenos ambientais em locais inóspitos, onde a RSSF pode ser composta por centenas ou até milhares de nós, que apresentam um elevado grau de cooperação.

A otimização do consumo de energia pode ser feita alterando o estado operacional dos nós para desligado ou *idle* enquanto outros nós na mesma região exercem funções de sensoriamento semelhantes às do nó inativo. Entretanto, sabe-se que as operações que

demandam maior consumo de energia pelos nós de uma RSSF consistem na comunicação entre estes nós.

A questão do consumo de energia em redes *ad hoc* de propósito geral é tão importante quanto em RSSF. Entretanto, sabe-se que o problema do consumo de energia em RSSF é um fator crítico dada a limitação da energia disponível nos nós e da impossibilidade de substituição do módulo de bateria em várias aplicações reais. Dentre as operações realizadas pelo nó sensor, sabe-se que o maior consumo de energia ocorre na comunicação. Segundo Pottie e Kaiser [53], a energia gasta por um nó sensor para enviar um bit de informação a uma distância de cem metros é suficiente para executar cerca de três mil instruções no processador. Desta forma, algoritmos de roteamento de mensagem recebem atenção especial neste tipo de rede.

1.1 Definição do problema

Em redes sem fio, a qualidade do sinal de transmissão depende de fatores como a distância entre os nós emissor e receptor e a presença de ruído no ambiente. Dados dois nós i e j , denota-se $p(i, j)$ a potência de emissão necessária para que uma transmissão enviada pelo nó i possa ser captada pelo nó j . Em geral, $p(i, j)$ depende da distância euclidiana entre estes nós, $d(i, j)$, e de um fator α associado à atenuação do sinal, que varia conforme as características do ambiente, em geral $2 \leq \alpha \leq 6$. Desta forma, tem-se $p(i, j) = c \cdot d(i, j)^\alpha$, onde c é uma constante de proporcionalidade.

Os nós de uma RSSF são, em geral, capazes de ajustar seus níveis de potência de transmissão. Ao se atribuir a um nó i uma potência de transmissão p_i , define-se o conjunto de nós que podem receber esta transmissão. Quanto maior a potência de emissão, maior é o alcance do sinal, implicando também em um maior consumo de energia.

Outro fator que afeta o consumo de energia é o tamanho da mensagem a ser enviada. Dado que a taxa de transmissão da rede independe da potência de transmissão e pode variar conforme o protocolo de comunicação adotado, a energia gasta no envio depende diretamente da quantidade de bits que compõem a mensagem. Portanto, há uma relação direta entre a energia gasta na transmissão e o alcance do sinal, definido pela potência de transmissão, e o tamanho da mensagem.

Em RSSF, a comunicação entre dois nós pode ocorrer sem nós intermediários quando a potência do nó fonte é suficiente para ser captada pelo nó destino. Quando nós intermediários são utilizados para fazer com que a mensagem emitida pelo nó fonte chegue

até o nó destino, tem-se a comunicação multi-salto. Uma vez que a atenuação do sinal é não linear, mesmo quando um nó fonte é capaz de enviar a mensagem diretamente ao nó destino, a comunicação multi-salto pode implicar em um consumo menor de energia.

Devido à estas características, a complexidade dos problemas de roteamento em RSSF pode ser superior à apresentada em redes estruturadas, cuja conectividade é definida pelos enlaces, não pelos nós. Aspectos como segurança, confiabilidade e eficiência em RSSF fazem surgir uma grande quantidade de problemas, como controle de energia, descoberta e gerenciamento de recursos, entrega de mensagem e tempo de vida da rede [50].

Dada uma rede composta por um conjunto V de n nós, no envio de uma mensagem a partir de um nó emissor $s \in V$, três tipos de comunicação são definidos conforme a cardinalidade do conjunto $D \subseteq V \setminus \{s\}$ de nós aos quais a mensagem se destina. No caso geral, quando $1 \leq |D| \leq n - 1$, a comunicação é dita do tipo *multicast*. Quando $|D| = 1$, tem-se a comunicação do tipo *unicast*. Outro caso particular ocorre quando $|D| = n - 1$, onde a mensagem deve ser enviada pelo nó fonte a todos os demais nós da rede, caracterizando a comunicação do tipo *broadcast*.

A partir das potências de transmissão em que os nós operam, diz-se que existe conectividade *multicast* quando a mensagem enviada pelo nó fonte é recebida por todos os nós aos quais esta mensagem se destina.

O problema de controle de potência em redes *ad hoc* e em RSSF [15, 16, 35, 38] consiste em determinar o nível de potência de transmissão de cada nó da rede de tal forma que um dado tipo de conectividade seja garantido e que a potência total gasta seja mínima. O problema de controle de potência para comunicação do tipo *unicast* é resolvido em tempo polinomial [9]. Para a comunicação do tipo *broadcast* o problema é NP-difícil, como mostrado em [8, 14]. Por ser uma generalização do caso *broadcast*, a versão *multicast* do problema é também NP-difícil.

O consumo de energia em redes *ad hoc* de propósito geral e em RSSF está diretamente associado ao controle de potência e é tratado na literatura segundo dois critérios: eficiência energética e tempo de vida da rede. Pelo primeiro critério, para uma dada sessão de comunicação, procura-se aumentar a razão entre o número de bits transmitidos e a quantidade de energia consumida. Pelo critério de tempo de vida da rede, aqui considerado como o tempo decorrido até falhar o primeiro nó que torna a rede desconexa [12], buscam-se soluções que, mesmo não sendo ótimas em termos de consumo de energia, permitem adiar o esgotamento da energia dos nós da rede [71].

Seja $V = \{1, \dots, n\}$ o conjunto de nós da rede, $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ um vetor cuja i -ésima componente p_i indica a de potência de transmissão do nó i e o par (s, D) uma sessão de comunicação *multicast*, onde $s \in V$ é o nó fonte e $D \subseteq V \setminus \{s\}$ é o conjunto de nós destinos. O problema de minimização do consumo de energia em única sessão *multicast* (PMCEM) consiste em determinar a atribuição de potência aos nós da rede que garanta a conectividade *multicast* para (s, D) . Ao longo deste texto, sempre que o termo PMCEM é empregado, o problema de minimização de energia considerado refere-se ao caso em que uma única sessão *multicast* é tomada como entrada.

No PMCEM tem-se como objetivo minimizar a soma da energia consumida pelos nós da rede necessária para garantir a conectividade *multicast* entre o nó fonte s e todos os elementos do conjunto D , de tal forma que, para qualquer nó $i \in V$, a energia gasta por este nó na transmissão seja menor ou igual à energia disponível na sua bateria. Impõe-se ainda que a potência de transmissão p_i de cada nó é limitada por um valor máximo de potência permitida na rede.

Quando se considera um conjunto de sessões, os algoritmos para a obtenção da solução do PMCEM tendem a gerar, para cada sessão, uma solução em que os mesmos nós são selecionados repetidamente para o envio de mensagens. Por esta razão, o uso destas abordagens faz com que estes nós tendam a ter reduzida mais rapidamente a energia disponível em suas baterias, quanto maior for o número de sessões. Com isso, devido à baixa carga de bateria dos nós mais frequentemente utilizados nas primeiras sessões, outros nós que requerem maior quantidade de energia para que se garanta a conectividade *multicast* para as demais sessões do conjunto podem ser necessários.

Em diversas aplicações é necessário definir a atribuição de potência de transmissão dos nós para um conjunto de sessões de comunicação. Neste caso, definir potências de transmissão para os nós em cada sessão, isoladamente, considerando apenas o critério de eficiência energética, pode reduzir o tempo de vida da rede. Por outro lado, se for considerado apenas o critério de tempo de vida da rede, as atribuições de potência de transmissão dos nós demandarão um elevado consumo total de energia. Neste sentido, quando um conjunto de sessões de comunicação é conhecido, a atribuição de potência dos nós que leva em consideração as características das sessões, como número de nós destino e a quantidade de energia disponível nos nós da rede, pode reduzir o consumo total de energia dos nós sem implicar em perda prematura de conectividade.

Dado um conjunto de sessões $M = \{(s, D_1), (s, D_2), \dots, (s, D_K)\}$ composto por K sessões *multicast*, este trabalho apresenta diferentes abordagens para o problema de mini-

mização do consumo de energia em transmissões *multicast* para aplicações em RSSF onde um mesmo nó atua como nó fonte em diferentes sessões de comunicação. Tais abordagens visam determinar as potências de transmissão para os nós, em cada uma das sessões, minimizando o consumo total de energia, buscando garantir a conectividade para todos os pares (s, D_i) , para todo $i \in \{1, \dots, K\}$.

1.2 Objetivos da tese

Nesta tese é tratado o problema de minimização do consumo de energia em uma ou múltiplas sessões *multicast* em RSSF com restrições sobre a carga das baterias dos nós e sobre a potência máxima de transmissão permitida na rede.

Três adaptações de heurísticas construtivas e de uma heurística de busca local para o problema envolvendo uma única sessão foram desenvolvidas. Para o problema proposto, onde considera-se um conjunto de sessões de comunicação, um modelo de programação linear inteira mista (PLIM) é proposto, além de três heurísticas de construção e uma heurística de busca local. A partir destas heurísticas, um algoritmo GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*) é apresentado.

1.3 Contribuições da tese

Diversas foram as contribuições dessa tese. Primeiramente, o modelo de programação linear inteira mista apresentado foi comparado com um modelo da literatura para o problema envolvendo uma única sessão. Observou-se que o número de variáveis e de restrições do modelo proposto é inferior ao da literatura, além de ser mais fiel às características próprias das RSSF.

Através das considerações das características do problema proposto, foi possível observar que, considerar cada sessão de comunicação isoladamente não constitui uma abordagem adequada para RSSF, já que as informações sobre a demanda de mensagens que devem ser transmitidas podem ser utilizadas no sentido de distribuir uniformemente o consumo de energia, evitando que a rede torne-se desconexa prematuramente.

Experimentos computacionais mostraram que as adaptações das heurísticas da literatura, apresentadas neste trabalho para o problema com uma única sessão, reduzem o consumo de energia gasta na transmissão e são capazes de obter soluções viáveis para um número maior de execuções.

A adaptação da heurística de intensificação *sweep* proposta neste trabalho reduz a dependência da escolha dos nós durante as iterações do algoritmo, principal deficiência deste algoritmo.

Também foi possível observar que a combinação de heurísticas de construção sempre apresentou melhores resultados quanto ao consumo de energia e ao percentual de soluções viáveis quando comparada com as versões em que se emprega uma única abordagem.

1.4 Organização do texto

Como não se tem conhecimento de outros trabalhos que tratam a otimização do consumo de energia quando se consideram múltiplas sessões, e dado que uma solução do problema proposto para um conjunto de K sessões pode ser vista como um conjunto de K soluções do PMCEM, no Capítulo 2 é apresentado o estado da arte referente ao PMCEM. Além disso, neste capítulo é apresentado o ambiente de comunicação considerado e um modelo de programação linear inteira mista que descreve, formalmente, o problema de minimização do consumo de energia em múltiplas sessões *multicast*, foco desta tese.

Na construção de uma solução para o problema apresentado, consideram-se aspectos relacionados ao problema envolvendo uma única sessão. Portanto, no Capítulo 3 são apresentadas três heurísticas baseadas em abordagens da literatura e uma nova heurística para o PMCEM, além de uma heurística de busca local para este problema. As heurísticas desenvolvidas para o PMCEM são denominadas neste texto heurísticas internas. Resultados computacionais obtidos com essas heurísticas são apresentados ao final do Capítulo 3.

O Capítulo 4 apresenta as heurísticas de construção e busca local para o problema de minimização de energia em múltiplas sessões *multicast*, denominadas neste trabalho de heurísticas externas. Para a obtenção de uma solução do problema, as heurísticas de construção fazem uso das heurísticas internas. Para avaliar as heurísticas externas propostas, testes computacionais são discutidos neste capítulo.

No Capítulo 5 é descrita a implementação de uma heurística do tipo GRASP para o problema apresentado. A partir dos resultados apresentados no Capítulo 4, foram selecionados os algoritmos de construção que, combinados com uma abordagem VNS (*Variable Neighborhood Search*), são utilizados nesta implementação. Diferentes combinações de algoritmos deram origem a seis versões de GRASP, para as quais, resultados experimentais são analisados. Finalmente, o Capítulo 6 apresenta as conclusões da tese e propostas de trabalhos futuros.

Capítulo 2

Problema de Minimização do Consumo de Energia em Múltiplas Sessões Multicast

Embora não existam trabalhos na literatura que abordem o problema de minimização do consumo de energia em múltiplas sessões *multicast* em RSSF, objeto de estudo desta tese, o problema de minimização de energia em transmissões *multicast* em redes *ad hoc* já foi bastante explorado, como em [4, 13, 37, 69, 70, 71, 73]. Além destes, vários trabalhos tratam a versão *broadcast* do problema [5, 8, 11, 14, 34].

Čagalj et al. [8] provaram que o problema de minimização de energia em transmissão *multicast* sem fio é NP-difícil através de uma redução ao problema da 3-SAT Planar [21]. Para tanto, eles propuseram o problema *Geometric Minimum Broadcast Cover* (GMBC), que é definido de tal forma que, dado um conjunto de nós V no plano, com possíveis níveis de potência para cada nó, e custos associados para cada par de nós, deseja-se determinar se existe uma atribuição de níveis de potência aos nós que possibilite a existência de um caminho do nó fonte para qualquer nó pertencente a V usando no máximo uma determinada quantidade de energia.

Em termos de protocolo para comunicação *multicast* em redes do tipo *ad hoc* ou RSSF, a maioria das abordagens pode ser classificada em dois grupos: aquelas baseadas em estrutura de árvore e as baseadas em estrutura do tipo *mesh*. Uma árvore *multicast* consiste em uma árvore com raiz no nó que deve enviar a mensagem e um caminho único deste nó a cada nó destino. Por outro lado, em abordagens baseadas em *mesh*, múltiplos caminhos podem existir entre cada par fonte e destino. Em geral, utilizam-se abordagens baseadas em *mesh* quando deseja-se aumentar a conectividade entre nós membros de um mesmo grupo para reduzir a probabilidade de falhas de comunicação [22].

Wieselthier et al. [69] apresentaram três heurísticas baseadas em árvores para mini-

mização de energia em transmissão *multicast*. Cada heurística consiste em técnicas de poda em árvores obtidas como solução para a versão *broadcast* do problema. Dentre estas heurísticas, a *multicast incremental path* (MIP) apresentou os melhores resultados experimentais. Mais tarde, os mesmos autores apresentaram em [71] algumas considerações sobre a limitação de carga inicial dos nós da rede sob uma perspectiva não de minimização do consumo de energia, mas de gerenciamento deste recurso.

Na literatura relacionada especificamente à RSSF, existem vários trabalhos que abordam a conectividade *multicast* não como um problema de otimização, mas sob uma perspectiva de protocolo de comunicação. Zhang et al. apresentaram em [79] um algoritmo de roteamento para transmissão *multicast* em RSSF onde os conjuntos de nós que devem receber a mensagem são definidos conforme a localização destes nós na área monitorada pela rede.

No trabalho de Cao et al. [10] é apresentado o protocolo uCAST para roteamento *multicast* em RSSF desenvolvido para aplicações em que cada sessão *multicast* apresenta um número bastante reduzido de nós no conjunto destino. O uCAST funciona como uma interface única para múltiplos protocolos do tipo *unicast*. Para cada nó do conjunto destino, procura-se identificar qual o protocolo *unicast* que o conecta ao nó fonte com o menor consumo de energia.

Em [72], os autores apresentaram o *Geographic Multicast Routing Protocol* (GMP) para RSSF, uma abordagem distribuída para comunicação *multicast* em RSSF pela qual o nó s que vai transmitir a mensagem primeiramente monta uma estrutura auxiliar de árvore de Steiner com raiz em s e, usando uma heurística chamada rrSTR, inclui os nós destinos na árvore *multicast*. Os autores avaliaram a adequabilidade dos algoritmos de comunicação *multicast* baseados na localização geográfica dos nós de acordo com a demanda de pacotes de mensagens dos nós destino.

Ping e JoAnne abordaram em [18] o problema de minimização de energia em RSSF em aplicações onde os nós sensores são estacionários e múltiplos nós *sink* apresentam mobilidade. No modelo adotado pelos autores, periodicamente todos os nós *sink* enviam aos nós sensores suas localizações utilizando o algoritmo *improved RNG Broadcast Oriented Protocol* (IRBOP) dos mesmos autores. De posse das informações dos diversos nós *sink*, cada nó sensor constrói uma árvore *multicast* que tem como nós folha estes nós *sink*.

Bucur e Bardram [7], apresentaram um protocolo de descoberta de serviços para RSSF em que sensores são agrupados no sentido de formarem *clusters* de serviços ativos. Quando por fatores externo um *cluster* de serviço é dividido, algum algoritmo de comunicação

multicast é necessário na reconstrução dos *clusters*.

Zhou et al. propuseram em [81] um Algoritmo Genético para definir árvores de transmissão *multicast* em RSSF organizadas em *clusters*, onde considera-se a comunicação em dois níveis. No primeiro nível, o nó *sink* define um caminho até um dado nó líder de *cluster*, enquanto no segundo nível, o líder envia a mensagem aos nós destino que pertencem ao seu *cluster*. Um outro algoritmo para comunicação em dois níveis em RSSF foi apresentado antes em [74], onde um modelo de programação dinâmica é usado na construção da árvore *multicast*.

Uma abordagem baseada no algoritmo de clusterização *k*-means [42] foi apresentado em [80] para obtenção de árvores transmissão *multicast* em RSSF. Por tal abordagem, considera-se que todos os nós que encaminham a mensagem operam em um mesmo nível de potência de transmissão. O algoritmo busca reduzir o número de transmissões necessárias para que a mensagem enviada pelo nó fonte alcance os nós do conjunto destino.

Em aplicações de RSSF onde a comunicação é baseada no modelo publicação/subscrição, a conectividade *multicast* é requerida em várias abordagens [3, 26, 64, 65, 66]. Pelo modelo publicação/subscrição, usuários subscreverem seus interesses a eventos e os sensores devem publicar os dados destes eventos através de notificação a estes usuários [65].

Enquanto pode-se encontrar diversas abordagens heurísticas para o problema de otimização do consumo de energia em RSSF para comunicação *multicast*, poucos trabalhos apresentam abordagens exatas para o problema. Uma abordagem destinada ao prolongamento do tempo de vida da rede para a versão *broadcast* de comunicação é proposta em [46], onde três modelos são apresentados e comparados através de experimentos. Roberto Montemanni e Valeria Leggieri apresentaram em [47] um algoritmo de geração de colunas para o problema de minimização de potência em comunicação *multicast* para RSSF.

2.1 Aplicações

Em muitas aplicação de RSSF, a coleta ou envio de dados podem ser conhecidos ou estimados, o que permite ao nó emissor considerar informações quanto ao estado de energia da rede antes de definir as rotas de envio dos dados. No que se refere às redes *ad hoc*, qualquer aplicação que requeira esforço colaborativo configura-se como aplicação de encaminhamento de pacotes de dados através de sessões de comunicação do tipo *multicast*.

O problema de envio de dados através da rede configura-se como uma necessidade

direta da aplicação. Um exemplo de *multicast* ocorre quando um dado nó s requer dados coletados por um conjunto qualquer de nós independente da área em que os nós estejam localizados, como em [28, 30, 43, 61].

Uma das áreas que mais demandam abordagens eficientes em termos de consumo de energia em transmissão *multicast* para RSSF é de segurança na comunicação. Em muitas aplicações, é essencial que as mensagens enviadas pelo nó *sink* para os nós sensores ou vice-versa sejam criptografadas através de mecanismos de publicação de chaves de decodificação que definem grupos de nós que compartilham alguma característica de interesse da aplicação. Nestes tipo aplicações, o que se espera é que apenas nós autorizados possam decodificar a mensagem para, em seguida, respondê-la ou encaminhá-la aos seus vizinhos [19, 27, 36, 40, 82].

Huang et al. apresentaram em [27] o protocolo SLIMCAST para redistribuição de chaves. Por este algoritmo, cada grupo *multicast*, definido por um dado nó fonte e um conjunto de nós que apresentam funções de sensoriamento semelhantes, é dividido em níveis na árvore *multicast* que os conecta. A atualização de chaves se dá em níveis, de forma que um número menor de mensagens de atualização das chaves é necessário.

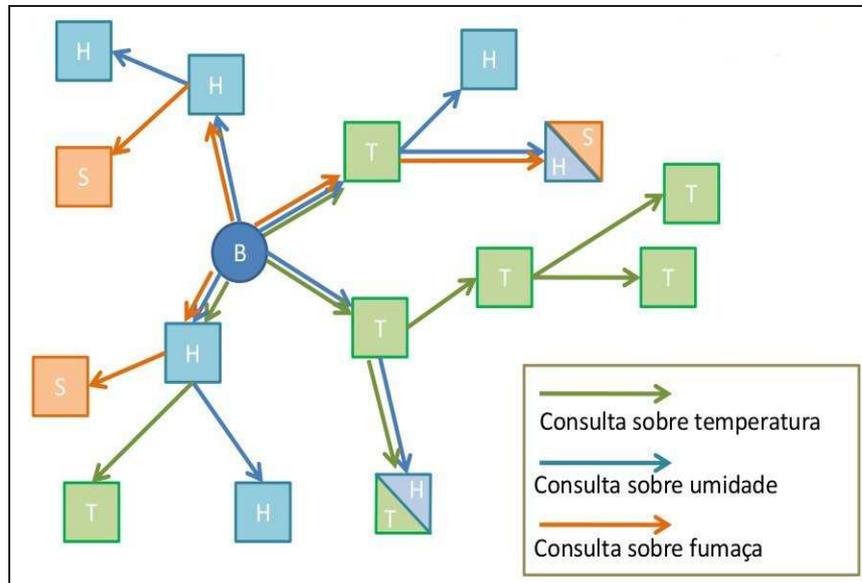


Figura 2.1: Exemplo de aplicação do problema de minimização de energia em múltiplas sessões *multicast*: fonte [27].

A Figura 2.1, extraída de [27], mostra um exemplo de aplicação do problema de minimização do consumo de energia em múltiplas sessões *multicast* quando se tem três sessões. Na figura, o nó *sink* é representado pelo nó B. Os nós indicados pela letra H são sensores de umidade, os representados pela letra S são sensores de fumaça, enquanto os nós representados pela letra T apresentam função de sensoriamento de temperatura.

Neste caso, três mensagens com consultas sobre três diferentes eventos devem ser enviadas pelo nó *sink*. Assim, três estruturas de árvores são apresentadas para encaminhar as mensagens.

Ren et al [57] propuseram o algoritmo *global-partition, local-diffusion* (GPLD) para o problema de segurança em comunicação *multicast* para RSSF. Por este algoritmo, diferentes grupos *multicast* podem ser considerados. Os nós são divididos em grupos conforme a localização e o tipo de nó sensor e as mensagens encaminhadas pelo nó *sink* no processo de gerenciamento de chaves de codificação são enviadas através de árvores geradas conforme estes grupos.

Em [63], Jan et al. apresentam como tendência na área de RSSF o desenvolvimento de abordagens que venham permitir que várias aplicações possam executar em uma mesma rede. Quanto à comunicação, os autores apontam a necessidade de diferentes instâncias do algoritmo de roteamento executarem simultaneamente, situação que se aproxima conceitualmente ao que se propõe como motivação para o problema tratado nesta tese. Os autores abordam ainda aspectos referentes à semântica de comunicação, pela qual pode-se estabelecer diferentes prioridades às mensagens originadas em diferentes escopos de aplicação, além de fatores como requisitos de *QoS* e visibilidade das mensagens conforme mecanismos de autenticação.

2.2 Modelo de comunicação adotado

Em problemas relacionados ao controle de potência, que está associado diretamente ao problema de otimização do consumo de energia, há vários aspectos que, para aplicações práticas, podem limitar o uso de algumas abordagens. Dentre tais aspectos, destacam-se a mobilidade dos nós, a quantidade de dispositivos de transmissão e recepção disponíveis (*transceivers*), a carga inicial nas baterias dos nós, o tipo de antena e o tipo de conectividade (*unicast, broadcast* ou *multicast*). Neste sentido, convém definir previamente todos os aspectos considerados no modelo a ser adotado neste trabalho.

No modelo adotado, considera-se que um conjunto de sessões *multicast* é gerado para um mesmo nó fonte. Este conjunto de sessões é tomado como um dado de entrada e o algoritmo deve definir os níveis de potência de transmissão dos nós que garantam a conectividade *multicast* para cada sessão. No caso de uma aplicação real, cada vez que um outro conjunto de sessões *multicast* for definido para o nó fonte, uma outra execução do algoritmo é necessária, que caracteriza o aspecto estático do modelo.

Quanto à mobilidade, uma vez que a maioria das aplicações em redes de sensores considera que os nós são estacionários, optou-se por esta característica, como em Wieselthier et al. [70]. No modelo, considera-se que o nó emissor da mensagem tem conhecimento da própria localização geográfica e dos demais nós. Como considera-se que os nós são estacionários, o consumo de energia necessário para manter as informações sobre a localização dos nós da rede pode ser desconsiderada. O uso de abordagens baseadas na localização dos nós apresenta-se como uma característica a ser buscada nas abordagens para redes de sensores, pois permite que operações onde há troca de informação não precisem ocorrer através de algoritmos de inundação, que implicam em maior consumo de energia e geram uma elevada taxa de colisão nas transmissões [72].

No que se refere ao tipo de antena, considera-se o caso mais comum nos modelos reais, onde os nós são equipados com antenas omnidirecionais. Nas redes sem fio que operam com este tipo de antena, se um nó i utiliza o nível de potência p_i , então todo nó r tal que $p(i, r) \leq p_i$ também receberá esta transmissão. Além disso, considera-se que o ambiente é homogêneo para transmissões sem fio, ou seja, um mesmo valor para o fator α de atenuação do sinal de transmissão é utilizado em toda a área sensoreada.

Um exemplo de uma rede onde os nós operam com antena omnidirecional pode ser visto na Figura 2.2. Neste exemplo, se o nó i transmite a um nível de potência $p_i = p(i, q)$, que é suficiente para alcançar o nó q , os nós u e v também estão aptos a receber a transmissão, já que $p(i, q) \geq p(i, u)$ e $p(i, q) \geq p(i, v)$. O nó j não recebe o sinal, já que $p(i, q) < p(i, j)$.

Seja t o tempo de duração da transmissão e $p_i = \max\{p(i, q), p(i, u), p(i, v)\}$. A energia e_i gasta pelo nó i para enviar uma mensagem aos nós q, u e v é dada por $e_i = p_i \times t$. Para fins de simplificação da abordagem, sem perda de generalidade, neste trabalho considera-se que todas as mensagens demandam uma unidade de tempo para o envio entre emissor e receptor.

Quanto ao número de *transceivers*, assume-se que cada nó da rede tem um número suficiente para lhe permitir participar de todas as sessões de comunicação como nó emissor, destino ou nó intermediário. Uma abordagem que considera número limitado de *transceivers* em transmissão *multicast* para redes *ad hoc* é apresentada em [70], pela qual, quando não há *transceiver* disponível para suportar a comunicação entre dois nós quaisquer, considera-se que a potência necessária para este envio tem valor infinito.

Outro aspecto importante no modelo adotado é que se considera um valor limite p_{max} para a potência de transmissão dos nós da rede. Esta é uma consideração prática para re-

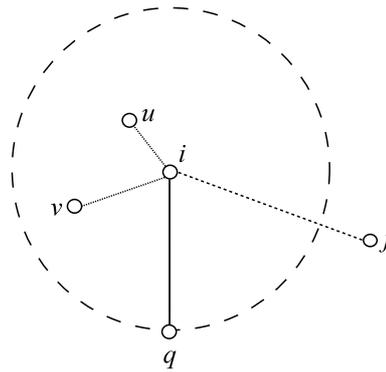


Figura 2.2: Propriedade de transmissões sem fio com antenas omnidirecionais

duzir a ocorrência de colisões no envio das mensagens, fenômeno que pode ocorrer quando vários nós estão transmitindo simultaneamente numa mesma região da área sensoreada [32, 49, 56, 67]. Neste sentido, convém citar que no modelo de comunicação adotado nesta tese não se considera aspectos relacionados ao controle de densidade.

Sabe-se que além da energia gasta na transmissão da mensagem, existe um consumo de energia associada ao nó emissor para processar a mensagem para envio e um outro consumo associado ao nó receptor para processar o recebimento da mensagem. Como em [31, 70], o modelo adotado considera apenas o consumo de energia associado à potência de transmissão.

Em redes de sensores, devido à grande quantidade de nós, em muitos casos o *overhead* de energia necessário para atualização das informações sobre a quantidade de energia dos nós é inapropriado. Em modelos de organização baseados em *clusters*, as informações referentes à quantidade de energia são enviadas por cada nó apenas ao nó líder do *cluster* ao qual este pertence. Por outro lado, periodicamente um novo nó líder para cada *cluster* deve ser eleito para evitar seu esgotamento de energia pelo excesso de uso na comunicação com o nó *sink* e com os demais membros do *cluster*. Em [51] os autores apresentaram uma abordagem de eleição automática de líder de *cluster* que faz uso de árvore de transmissão *multicast*. Em [23] é apresentada uma abordagem baseada em algoritmos de aprendizagem capaz de identificar padrões de consumo de energia por parte dos nós da rede no sentido de auxiliar algoritmos de eleição de líderes de *clusters*.

Entende-se por mapa de energia a quantidade de energia disponível em cada parte da região sensoreada, representada por uma imagem em escala de cinza onde as áreas com maior quantidade de energia são representadas por tons mais claros. Mini et al. apresentaram em [44, 45] uma abordagem desenvolvida especificamente para reduzir o consumo de energia na atualização das informações referentes ao estado de energia dos

nós na construção do mapa de energia. Por tal abordagem, um modelo de predição do consumo é usado para reduzir o número de mensagens trocadas entre os sensores e o nó *sink*. Por tal modelo, as informações referentes ao histórico do consumo de cada nó são utilizadas na definição do mapa de energia da rede.

Algumas abordagens da literatura referentes à otimização do consumo de energia em RSSF e em redes *ad hoc* de propósito geral consideram que os nós têm conhecimento da quantidade de energia disponível nos demais nós da rede [31, 51, 55, 79]. Konstantinidis et al. apresentaram em [31] um Algoritmo Memético para o problema de controle de topologia em RSSF, onde considera-se que cada nó tem conhecimento tanto da localização geográfica dos demais nós como também da quantidade de energia disponível. Estas mesmas considerações foram adotadas na abordagem apresentada em [41], pela qual, informações referentes à energia disponível nos nós são levadas em consideração no encaminhamento da mensagem, de forma que nós com maior quantidade de energia têm maiores chances de serem utilizados como nós intermediários no caminho entre nó fonte e destinos. O propósito dos autores é evitar que a rede se torne desconexa prematuramente.

No modelo adotado nesta tese, considera-se que o nó que enviará as mensagens tem conhecimento da energia residual dos nós da rede através de algum algoritmo para este fim. Assim, o custo referente à atualização das informações sobre o mapa de energia não são consideradas pelas abordagens propostas.

Além destes aspectos, pressupõe-se que o nó fonte tem conhecimento da localização dos demais nós da rede, como em [2, 19, 31, 75, 76, 81].

2.3 Modelo de programação linear inteira mista

Seja $V = \{1, \dots, n\}$ o conjunto de nós da rede, onde a cada nó i está associado um valor r_i correspondente a energia inicialmente disponível neste nó. Seja ainda $M = \{(s, D_1), (s, D_2), \dots, (s, D_K)\}$ o conjunto composto por K sessões *multicast*, onde o par (s, D_k) representa a k -ésima sessão de comunicação, s é o nó fonte e D_k o conjunto de nós destino da sessão k . Para cada par ordenado (i, j) , tal que $i \neq j$ e $i, j \in V$, seja $p(i, j)$ a potência necessária para que o nó i envie uma mensagem para o nó j e p_{max} a potência máxima de transmissão.

No modelo apresentado, a variável binária y_{ijk} , com $i \neq j$, indica se o sinal transmitido pelo nó i alcança o nó j na sessão k e a variável real não negativa p_i^k está associada à

potência de transmissão utilizada pelo nó i na sessão k . Função objetivo:

$$\text{Minimizar } \sum_{i \in V} \sum_{k \in M} p_i^k \quad (2.1)$$

sujeito a:

$$\sum_{i \in \bar{S}} \sum_{j \in S} y_{ijk} \geq 1, \quad \forall k \in M, \forall i, j \in V : i \neq j, \forall S \subset V : S \cap D_k \neq \emptyset \text{ e } s \notin S \quad (2.2)$$

$$\sum_{k \in M} p_i^k \leq r_i, \quad \forall i \in V \quad (2.3)$$

$$p_i^k \geq y_{ijk} \times p(ij), \quad \forall i, j \in V : i \neq j, \forall k \in M \quad (2.4)$$

$$p_i^k \leq p_{max}, \quad \forall i \in V, \forall k \in M \quad (2.5)$$

$$y_{ijk} \in \{1, 0\}, \quad \forall i, j \in V, \forall k \in M \quad (2.6)$$

O conjunto de restrições (2.2) garante que, para toda sessão $k \in M$, os nós do conjunto D_k recebem a mensagem enviada pelo nó fonte. As restrições (2.3) garantem que a energia total consumida por cada nó nas k sessões de comunicação não excede a energia inicial disponível no nó. As restrições (2.4) asseguram que um nó j é capaz de receber a mensagem enviada por i na sessão k se a potência de emissão do nó i for suficiente para alcançar o nó j . As restrições (2.5) obrigam que a potência atribuída a um nó i em uma sessão de comunicação k não exceda a potência máxima permitida. Por último, as restrições (2.6) indicam o domínio das variáveis de decisão, e, a partir das restrições (2.3), (2.4) e (2.5), é possível garantir que $0 \leq p_i^k \leq \min\{r_i, p_{max}\}$, já que considera-se que cada mensagem demanda uma unidade de tempo.

Como pode ser observado, o modelo apresenta um total de $O(n \times |M|)$ variáveis p_i^k e um total de $O(n^2 \times |M|)$ variáveis y_{ijk} . Quanto ao número de restrições do modelo, o conjunto definido pelas desigualdades 2.2 tem $O(2^{n-1})$ restrições, o conjunto 2.3 consiste de $O(n)$, enquanto o conjunto definido pelas desigualdades 2.4 tem $O(n^2 \times |M|)$ restrições. Convém ressaltar que o modelo proposto pode ser estendido de forma a cobrir os casos em que as sessões ocorrem simultaneamente. Para tanto, basta considerar que cada nó i transmite com a mesma potência p_i para qualquer sessão k , o que leva o modelo a apresentar apenas $O(n)$ variáveis para definir a potência de transmissão dos nós da rede para todo o conjunto de sessões. Isto é possível pela simples substituição das variáveis P_i^k no modelo proposto por variáveis p_i associadas a cada nó.

Mesmo para o problema envolvendo uma única sessão, não se tem conhecimento de nenhum modelo de PLIM que considere as restrições de limitação de energia dos nós da

RSSF. Entretanto, embora não considerando a energia disponível dos nós, no trabalho de Montemanni e Liggieri [47] é apresentado um modelo de programação linear inteira mista para o problema de minimização de potência em transmissão *multicast* em RSSF quando se tem uma única sessão.

Em [47], os autores consideraram uma rede representada por um grafo completo direcionado $G(V, A)$, onde V é o conjunto de nós e A é o conjunto de arcos. Dois conjuntos de variáveis binárias foram definidos pelos autores. As variáveis x_{ij} indicam se $p_i = p(i, j)$, onde p_i é a potência de transmissão atribuída ao nó i , ou seja, se a potência de transmissão atribuída ao nó i é aquela suficiente para que o sinal alcance o nó j . Além disso, para cada nó $h \in D$, seja P^h o conjunto de todos os caminhos que conectam o nó fonte s a h . As variáveis binárias z_k^h indicam se o caminho $p_k^h \in P^h$ foi selecionado para conectar o nó fonte s ao nó destino h . Desta forma, o modelo apresentado em [47] é dado por:

$$\text{Minimizar } \sum_{(i,j) \in A} p(i, j) \times x_{ij} \quad (2.7)$$

sujeito a:

$$\sum_{p_k^h \in P^h} z_k^h \geq 1, \quad \forall h \in D \quad (2.8)$$

$$\sum_{(i,l) \in A: p(i,l) \geq p(i,j)} x_{il} \geq \sum_{p_k^h \in P^h: (i,j) \in p_k^h} z_k^h, \quad \forall (i, j) \in A, \forall h \in D \quad (2.9)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \quad \forall (i, j) \in A \quad (2.10)$$

$$0 \leq z_k^h \leq 1, \quad \forall h \in D, \forall p_k^h \in P^h \quad (2.11)$$

O conjunto de restrições (2.8) assegura que apenas um caminho é selecionado para conectar o nó fonte s a cada nó destino, enquanto as restrições (2.9) amarram as variáveis x_{ij} com as variáveis z_k^h , obrigando que a potência de transmissão de cada nó envolvido no caminho que liga o nó fonte a cada nó destino seja suficiente para garantir a conectividade. As restrições (2.10) e (2.11) definem o domínio das variáveis de decisão.

Pode-se observar que o modelo apresentado em [47] é destinado ao problema envolvendo uma única sessão. Além disso, embora os autores façam referência à reduzida capacidade de bateria nos nós sensores, o modelo não apresenta restrição quanto à energia disponível. Ao considerar um grafo completo de entrada, o modelo não traz qualquer restrição quanto à potência máxima permitida na transmissão.

Para os casos em que se tem uma única sessão *multicast*, e em que não existe nenhum par de nós separados por uma distância superior àquela determinada pelo alcance da

potência máxima permitida, e considerando que todos os nós tenham energia suficiente para alcançar qualquer outro nó, tem-se uma instância que pode ser submetida aos dois modelos.

Pode-se observar que o modelo de [47] apresenta um total de $O(n^2)$ variáveis do conjunto x_{ij} e um total de $O(2^n)$ variáveis z_k^h . Deve-se destacar que quando se tem uma única sessão, ou seja, $|M| = 1$, para o modelo apresentado nesta tese o total de variáveis é $O(n^2)$. Em termos do número de restrições do modelo de [47], as desigualdades (2.8) definem um total de $O(2^n \times |D|)$, enquanto as restrições dadas pelas desigualdades (2.9) totalizam $O(n^2 \times |D|)$ restrições.

Como visto, o modelo de [47] apresenta um número exponencial de variáveis e de restrições, enquanto o modelo proposto nesta tese apresenta um número exponencial de restrições mas um número polinomial de variáveis. Uma vez que o problema tratado nesta tese envolve um número qualquer de sessões com as restrições referentes à energia residual e potência máxima, são apresentados neste trabalho apenas os resultados do modelo proposto. Um estudo comparativo dos dois modelos para averiguar se este último, nos casos possíveis, é mais forte que o apresentado em [47] é requerido.

2.4 Resultados experimentais da formulação proposta

Tendo em vista a inexistência de instâncias testes para o problema tratado, antes de apresentar os resultados experimentais para as heurísticas internas, é importante descrever como as instâncias utilizadas foram obtidas.

2.4.1 Descrição das instâncias

Um conjunto de 120 instâncias testes foi construído a partir de um gerador de instâncias desenvolvido neste trabalho. Para identificar uma instância, quatro aspectos são considerados:

- número de nós da rede;
- distribuição geográfica dos nós;
- número de sessões; e
- energia inicial de cada nó.

Quanto ao número de nós, foram criadas instâncias com 10, 25, 50, 75 e 100 nós. Vinte e quatro instâncias foram criadas para cada valor de número de nós. A distribuição geográfica foi obtida a partir das instâncias de Das et al. [17] criadas para o problema da árvore *broadcast* de potência mínima. Nestas instâncias, as coordenadas geográficas que definem as localizações dos nós foram geradas aleatoriamente sobre uma área definida por um quadrado de lado igual a cinco. Para cada valor do número de nós, foram selecionadas duas diferentes distribuições.

Quanto ao número de sessões, foram geradas instâncias com 5, 10, 15 e 20 sessões. As sessões de uma instância possuem sempre o mesmo nó fonte, podendo variar o conjunto de nós destino de cada sessão. Além disso, a localização do nó fonte pode variar de uma instância para outra.

Um aspecto importante na geração de instâncias para o problema apresentado nesta tese é a quantidade de energia inicial dos nós. Com o objetivo de se criar instâncias com diferentes características, tomou-se, conforme o número de nós da rede, uma quantidade total E de energia e definiu-se três formas de distribuir esta energia para os nós. Com isso, procurou-se criar instâncias com três características diferentes quanto à energia: instâncias onde todos os nós, a menos do nó fonte, têm a mesma quantidade inicial de energia; instância onde a atribuição da energia inicial a cada nó se dá em relação à distância deste nó ao seu vizinho mais próximo; e instâncias onde a atribuição da energia inicial ao nó se dá em relação à distância deste nó ao seu vizinho mais distante.

Para as instâncias de 10, 25 e 50 nós, considerou-se E igual a 500, 600 e 700 unidades de energia, respectivamente. Nas instâncias de 75 nós e de 100 nós, dois diferentes valores de E foram considerados. Para o grupo de instâncias com 75 nós, há instâncias onde $E = 900$ e outras onde $E = 1000$. Já para as instâncias de 100 nós, há um grupo de instâncias onde $E = 1100$ e outro onde $E = 1500$.

Dada a energia total E , inicialmente é extraído deste valor a quantidade de energia destinada ao nó fonte. Seja $e(s, v)$ a quantidade de energia necessária para que o nó fonte envie uma mensagem a seu vizinho mais próximo. A quantidade de energia $e(s)$ inicialmente atribuída ao nó fonte foi definida como $e(s) = \max\{e(s, v) \cdot k, E/n\}$, onde k é o número de sessões *multicast* da instância e n é o número total de nós da rede.

Para que instâncias com diferentes características fossem obtidas segundo a atribuição da energia inicial, após a atribuição da energia do nó fonte, a divisão da energia restante entre os demais nós foi realizada segundo três diferentes critérios. As instâncias são divididas em três grupos (A, B e C), de acordo com o critério utilizado na atribuição da

energia inicial.

- A. Atribuição homogênea: quando aos demais nós da rede é atribuída a mesma quantidade de energia inicial, dada por $E - e(s)/(n - 1)$.
- B. Proporcional à média das distâncias euclidianas: para cada um dos demais nós da rede foi calculada a média da distância euclidiana entre este nó e os demais nós. A energia atribuída foi proporcional à potência necessária para que o sinal alcance esta distância.
- C. Proporcional à distância euclidiana para o vizinho mais distante: a energia atribuída a cada nó foi proporcional à potência necessária para que o mesmo alcance seu vizinho mais distante.

Quanto ao número máximo de nós do conjunto destino de cada sessão, para as instâncias dos grupos A, B e C este valor foi limitado, respectivamente, a 40%, 50% e 90% do total de nós da rede.

Em todas as instâncias, o fator de atenuação do sinal foi estabelecido em 2,0. Como os nós estão distribuídos em um quadrado de lado igual a cinco, a maior distância euclidiana possível entre dois nós é $\sqrt{50}$. O valor de potência máxima foi fixado em 12,5, que refere-se à potência necessária para que o sinal de transmissão alcance uma distância equivalente à metade da maior distância possível, dado que o fator de atenuação do sinal é 2,0.

A nomenclatura das instâncias segue o formato $nn_dg_ns_ae$, onde nn indica o número de nós, dg a distribuição geográfica, ns o número de sessões e ae o grupo definido pela atribuição de energia inicial. A Tabela 2.1 apresenta o resumo das características das instâncias construídas a partir do gerador. Combinando todas as opções para os aspectos considerados, tem-se um total de $5 \times 2 \times 4 \times 3 = 120$ instâncias testes.

Característica	Domínio
Número de nós	10, 25, 50, 75 e 100
Distribuição geográfica	1 e 2
Número de sessões	5, 10, 15 e 20
Grupo (distribuição de energia inicial)	A, B e C

Tabela 2.1: Resumo das características das instâncias testes.

2.4.2 Experimentos realizados

Os experimentos realizados nesta primeira bateria de testes foram feitos em uma máquina Intel Quad 2.83 GHz com 8GB de memória RAM, executando em ambiente Linux Ubuntu 64 bits, versão 8.10, kernel 2.6.27. O modelo de programação inteira mista apresentado foi submetido ao resolvidor CPLEX versão 11.0 [29] com tempo limite de CPU fixado em 7200 segundos.

Dado o número exponencial de restrições, apenas para as instâncias com dez nós foi possível realizar os experimentos, já que para as instâncias com 25 nós, mesmo para aquelas com apenas cinco sessões, a quantidade de memória RAM disponível no sistema não foi suficiente para que se gerasse o modelo de programação linear através do resolvidor.

Os resultados são apresentados na Tabela 2.2, onde as colunas LS e $gap(\%)$ mostram o valor da melhor solução inteira obtida e a diferença percentual entre esta solução inteira e a solução fracionária, nesta ordem. A coluna $t(s)$ indica o tempo total em segundos. Para as instâncias onde foi possível determinar a solução ótima, os valores da coluna LS estão destacados com asterisco (*).

Os resultados mostram que foi possível provar a otimalidade para 16 das 24 instâncias testadas. Para as instâncias onde não foi possível encontrar a solução ótima, a diferença percentual média entre a solução inteira e a solução fracionária foi de 19,83%. Pode-se observar que das oito instâncias onde não se obteve uma solução ótima, sete são da segunda distribuição geográfica (10_d2). Para as instâncias da primeira distribuição geográfica (10_d1), apenas para a instância com 20 sessões do grupo C (10_d1_20S_12.5P_500E_C) não foi possível provar a otimalidade.

Pela coluna $t(s)$, pode-se verificar que todas as instâncias da distribuição $d1$ demandam menos tempo que suas correspondentes da distribuição $d2$. Para estas últimas, quando não foi possível provar a otimalidade no tempo limite estabelecido, as soluções obtidas apresentaram $gaps$ de até 30%.

Como pode ser visto, a solução exata do problema demanda tempos computacionais que são proibitivos para muitas aplicações de redes de sensores. Neste sentido, os Capítulos 3 e 4 apresentam abordagens heurísticas desenvolvidas para o problema de minimização do consumo de energia em comunicação *multicast*.

<i>Instância</i>	<i>LS</i>	<i>gap(%)</i>	<i>t(s)</i>
10_d1_5S_12.5P_500E_A	34,49*	0,00	0,48
10_d2_5S_12.5P_500E_A	33,06*	0,00	2,57
10_d1_5S_12.5P_500E_B	34,08*	0,00	0,40
10_d2_5S_12.5P_500E_B	35,66*	0,00	6,18
10_d1_5S_12.5P_500E_C	35,99*	0,00	0,73
10_d2_5S_12.5P_500E_C	41,35*	0,00	5,91
10_d1_10S_12.5P_500E_A	59,90*	0,00	1,63
10_d2_10S_12.5P_500E_B	72,10*	0,00	4280,04
10_d1_10S_12.5P_500E_B	73,06*	0,00	9,94
10_d2_10S_12.5P_500E_B	75,49*	0,00	1279,44
10_d1_10S_12.5P_500E_C	82,87*	0,00	24,91
10_d2_10S_12.5P_500E_C	78,83	2,89	7200,00
10_d1_15S_12.5P_500E_A	96,24*	0,00	6,34
10_d2_15S_12.5P_500E_A	126,78	23,23	7200,00
10_d1_15S_12.5P_500E_B	92,52*	0,00	6,35
10_d2_15S_12.5P_500E_B	131,98	20,25	7200,00
10_d1_15S_12.5P_500E_C	123,57*	0,00	979,49
10_d2_15S_12.5P_500E_C	128,15	18,43	7200,00
10_d1_20S_12.5P_500E_A	131,22*	0,00	27,80
10_d2_20S_12.5P_500E_A	159,17	27,57	7200,00
10_d1_20S_12.5P_500E_B	149,95*	0,00	1696,98
10_d2_20S_12.5P_500E_B	183,47	30,91	7200,00
10_d1_20S_12.5P_500E_C	194,59	5,25	7200,00
10_d2_20S_12.5P_500E_C	195,73	30,14	7200,00

Tabela 2.2: Resultados obtidos a partir do resolvidor CPLEX 11.0 para as instâncias de 10 nós.

Capítulo 3

Heurísticas para o Problema de Minimização do Consumo de Energia para uma Única Sessão Multicast (PMCEM)

Redes de sensores sem fio são geralmente formadas por centenas de nós. O uso de métodos exatos para o problema apresentado nesta tese tem aplicação apenas para os casos onde a rede é composta por poucos nós e poucas sessões de comunicação. O uso de heurísticas para determinar a atribuição de potência de transmissão dos nós da rede que garanta a conectividade *multicast* com baixo consumo de energia é uma prática comum em redes de sensores [33, 70].

Antes de apresentar as abordagens heurísticas para o problema de minimização do consumo de energia em múltiplas sessões *multicast*, é necessário que sejam definidas as heurísticas desenvolvidas para o problema de minimização do consumo de energia para uma única sessão *Multicast* (PMCEM). Neste sentido, as heurísticas internas, destinadas à obtenção de uma solução do PMCEM, são detalhadas neste capítulo, ao passo que as heurísticas desenvolvidas para o problema envolvendo múltiplas sessões, ditas heurísticas externas, são apresentadas no Capítulo 4. Além das heurísticas internas de construção, neste capítulo é apresentada uma heurística de busca local para o PMCEM.

Quatro heurísticas de construção foram desenvolvidas para o PMCEM, das quais, três são adaptações de heurísticas da literatura e uma é proposta neste trabalho. Para as três heurísticas adaptadas, uma vez que as heurísticas da literatura não consideram as restrições de potência máxima de transmissão e de disponibilidade de energia nos nós, as adaptações propostas consistem exatamente em atribuir a estas heurísticas a capacidade de se adaptarem a estas restrições. O que se espera é mostrar que as heurísticas da

literatura, quando utilizadas em redes com as características próprias de RSSF, leva a soluções de qualidade inferior ao que se pode obter ao se incorporar a estas heurísticas as restrições definidas por este tipo de rede.

3.1 Heurísticas construtivas internas gulosas

Um algoritmo construtivo guloso consiste em um processo iterativo em que, a cada iteração, um novo elemento é inserido na solução de acordo com uma função gulosa f aplicada a todos os elementos candidatos, até que uma solução viável seja obtida ou que não existam elementos candidatos a entrarem na solução. Em problemas de minimização, geralmente a função de avaliação de cada elemento indica o aumento na função de custo caso o elemento seja inserido na solução. Numa abordagem gulosa, o elemento que implicar em menor acréscimo na função de custo é selecionado para entrar na solução [58].

Para o PMCEM, os dados de entrada são o conjunto $V = \{1, \dots, n\}$ de nós da rede, a sessão *multicast* (s, D) , cujo nó fonte é $s \in V$ e o conjunto $D \subseteq V \setminus \{s\}$, composto pelos nós para os quais a mensagem deve ser enviada. Além destes, para cada nó é dada a quantidade de energia disponível na bateria deste nó. Qualquer solução do problema pode ser representada por um vetor $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ tal que a i -ésima componente p_i indica a potência de transmissão atribuída ao nó i . Como a potência de transmissão máxima na rede é limitada por p_{max} , este valor constitui também um dado de entrada. Quatro heurísticas construtivas são apresentadas nesta seção.

Pode-se observar que, na prática, a representação de uma solução do PMCEM por um vetor $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ de potências de transmissão é adequada apenas aos modelos em que não se considera a energia consumida na recepção da mensagem ou quando, mesmo considerando este consumo, a abordagem pretendida é definida pelo tipo *mesh*, onde todos os nós que encontram-se dentro do raio de cobertura do sinal transmitido por qualquer outro nó terá um consumo de energia associado à recepção desta transmissão. Entretanto, ao definir o vetor de potências de transmissão que garante a conectividade *multicast*, pode-se garantir que existe um caminho único entre o nó fonte da sessão e cada nó destino, de forma que uma árvore de comunicação pode ser estabelecida. Nas heurísticas construtivas apresentadas neste capítulo, embora a solução gerada seja o vetor de potências de transmissão que garante a conectividade *multicast*, no processo de construção da solução, uma árvore com raiz no nó fonte e um caminho único deste nó a cada nó destino é construída.

3.1.1 Heurística do menor incremento (MI)

A heurística do menor incremento é uma adaptação da heurística MIP proposta em [69]. Na MIP, a atribuição de potência é realizada sempre de forma a causar o menor acréscimo na potência atualmente atribuída aos nós já incluídos na solução. Na heurística MI, além de considerar o menor acréscimo, é considerada também a potência máxima de transmissão e a disponibilidade de energia nos nós da rede.

Inicialmente é atribuída potência $p_i = 0$ para todo nó $i \in V$. Seja S o conjunto dos nós candidatos a transmitir a mensagem, composto inicialmente apenas pelo nó fonte. A cada iteração é realizado um ajuste na potência de algum nó de S de forma que um nó $j \notin S$ possa receber a mensagem, sendo então incluído no conjunto S . Para determinar o nó que terá sua potência ajustada, a função de avaliação dada pela Equação (3.1) é utilizada.

$$f(i) = \min_{j \in V \setminus S} \{p(i, j) - p_i\}, \forall i \in S \quad (3.1)$$

Para cada nó $i \in S$, a função $f(i)$ determina o menor acréscimo na potência de transmissão atual deste nó necessário para que um nó $j \notin S$ receba a mensagem a partir de i . Convém ressaltar que para qualquer heurística interna apresentada, apenas os nós $j \notin S$ para os quais $p(i, j) \leq p_{max}$ e $p(i, j) \leq r_i$ são considerados. Dentre os nós avaliados, o que implicar no menor valor para a função f da Equação (3.1) terá sua potência atualizada. Com a atualização da potência desse nó, os nós que estão na área de abrangência do sinal do nó selecionado passam a poder receber a mensagem e, assim, são incluídos em S como aptos a enviar a mensagem. Uma solução viável é obtida quando $D \subset S$.

Uma vez que o acréscimo ao nível de potência atual dos nós é baseado na potência necessária para que outro nó seja incluído no conjunto S , a partir da Equação (3.1) pode-se observar que cada novo valor de potência de transmissão definido para um dado nó constitui um valor efetivamente necessário, ou seja, sempre a sua nova potência de transmissão implica na inclusão de pelo menos um novo nó no conjunto S , nó este que dista do nó que ajustou a potência o equivalente à maior distância alcançada pelo sinal transmitido pelo mesmo. Desta forma, nenhum nó terá um acréscimo de potência além do necessário.

As Figuras 3.1 e 3.2 mostram o funcionamento desta heurística para uma instância do PMCEM, onde os nós estão distribuídos em um quadrado de lado igual a cinco unidades. A Figura 3.1(a) apresenta uma instância onde $V = \{0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9\}$, e a sessão

multicast (s, D) é definida por $s = 0$ e $D = \{2, 5, 9\}$. Para esta instância, foi considerado como fator de atenuação do sinal $\alpha = 2$, ou seja, para a constante de proporcionalidade igual a um, tem-se que $p(i, j) = d(i, j)^2$. Além disso, considerou-se que todos os nós têm carga inicial igual a 10 unidades de energia e que a mensagem demanda uma unidade de tempo de transmissão entre cada par de nós. Inicialmente, o conjunto $S = \{0\}$, já que apenas o nó fonte está apto a enviar a mensagem, e o vetor de potências atribuídas a cada nó é dado por $p = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$.

Já que $p_0 = 0$, o valor de $f(0)$ é dado pela potência mínima necessária para que o nó 0 alcance algum nó em $V \setminus S$. Para esta instância, $f(0) = p(0, 1) - p_0 = 3, 25$, potência necessária para que a mensagem alcance o nó 1, situação apresentada na Figura 3.1(b). Ao nó 0 é então atribuído um novo valor de potência de transmissão ($p_0 = 3, 25$) e o nó 1 é incluído no conjunto S .

Como $S = \{0, 1\}$, é necessário calcular $f(0)$ e $f(1)$ para determinar o nó que terá sua potência ajustada. Como $f(0) = p(0, 2) - p_0 = 4 - 3, 25 = 0, 75$ e $f(1) = p(1, 6) - p_1 = 1, 25$, o nó 0 terá sua potência ajustada para $p_0 = 4$. Assim, o sinal emitido pelo nó 0 que já era recebido pelo nó 1, agora passa a ser recebido também pelo nó 2, como mostra a Figura 3.1(c), fazendo $S = \{0, 1, 2\}$. Na iteração seguinte, para os elementos do conjunto S , tem-se:

$$S = \{0, 1, 2\} \Rightarrow \begin{cases} f(0) = p(0, 6) - p_0 = 5 - 4 = 1 \\ f(1) = p(1, 6) - p_1 = 1, 25 - 0 = 1, 25 \\ f(2) = p(2, 9) - p_2 = 1 - 0 = 1 \end{cases}$$

Como $f(0) = f(2)$, seleciona-se aleatoriamente um destes nós para que sua potência seja ajustada. Neste exemplo, o nó 0 terá sua potência alterada, dada por $p_0 = 5$. Desta forma, o conjunto S é atualizado para $S = \{0, 1, 2, 6\}$, como pode ser visto na Figura 3.1(d).

Para $S = \{0, 1, 2, 6\}$, $f(2) = p(2, 9) - p_2 = 1$ é menor que o valor da função para os demais nós presentes no conjunto S . Assim, a potência do nó 2 é ajustada. Esta atualização faz com que a mensagem seja captada pelo nó 9, como mostra a Figura 3.1(e).

Como o nó 9 foi inserido no conjunto S , na etapa seguinte é verificado o valor da Função (3.1) para os elementos de $S = \{0, 1, 2, 6, 9\}$. Assim, como $f(0) = 13$, $f(1) = 3, 25$, $f(2) = 2$, $f(6) = 2$ e $f(9) = 4$, o nó 6 que apresentou menor acréscimo terá sua potência de transmissão atualizada para $p_6 = 2$. Com este ajuste, o nó 7 recebe a transmissão enviada pelo nó fonte, sendo então incluído no conjunto S , como mostra a Figura 3.1(f).

Para $S = \{0, 1, 2, 6, 9, 7\}$ o elemento que está associado ao menor valor da função de avaliação é o nó 7, com $f(7) = p(7, 8) - 0 = 2$. Com a atualização da potência de transmissão associada ao nó 7, os nós 3 e 8 são incluídos no conjunto S . Esta situação é ilustrada na Figura 3.2(a).

Novamente, os nós de S são avaliados e o menor valor da função de avaliação está associado aos nós 3 e 8. Neste exemplo, optou-se por atualizar a potência do nó 8. Com esta atualização o nó 5 passa a integrar o conjunto S , como apresentado na Figura 3.2(b). Neste passo, a heurística termina, dado que o conjunto D está contido em S . Neste caso, a solução dada por $p = (5, 0, 1, 0, 0, 0, 2, 2, 2, 0)$ tem custo igual a 12 unidades de energia.

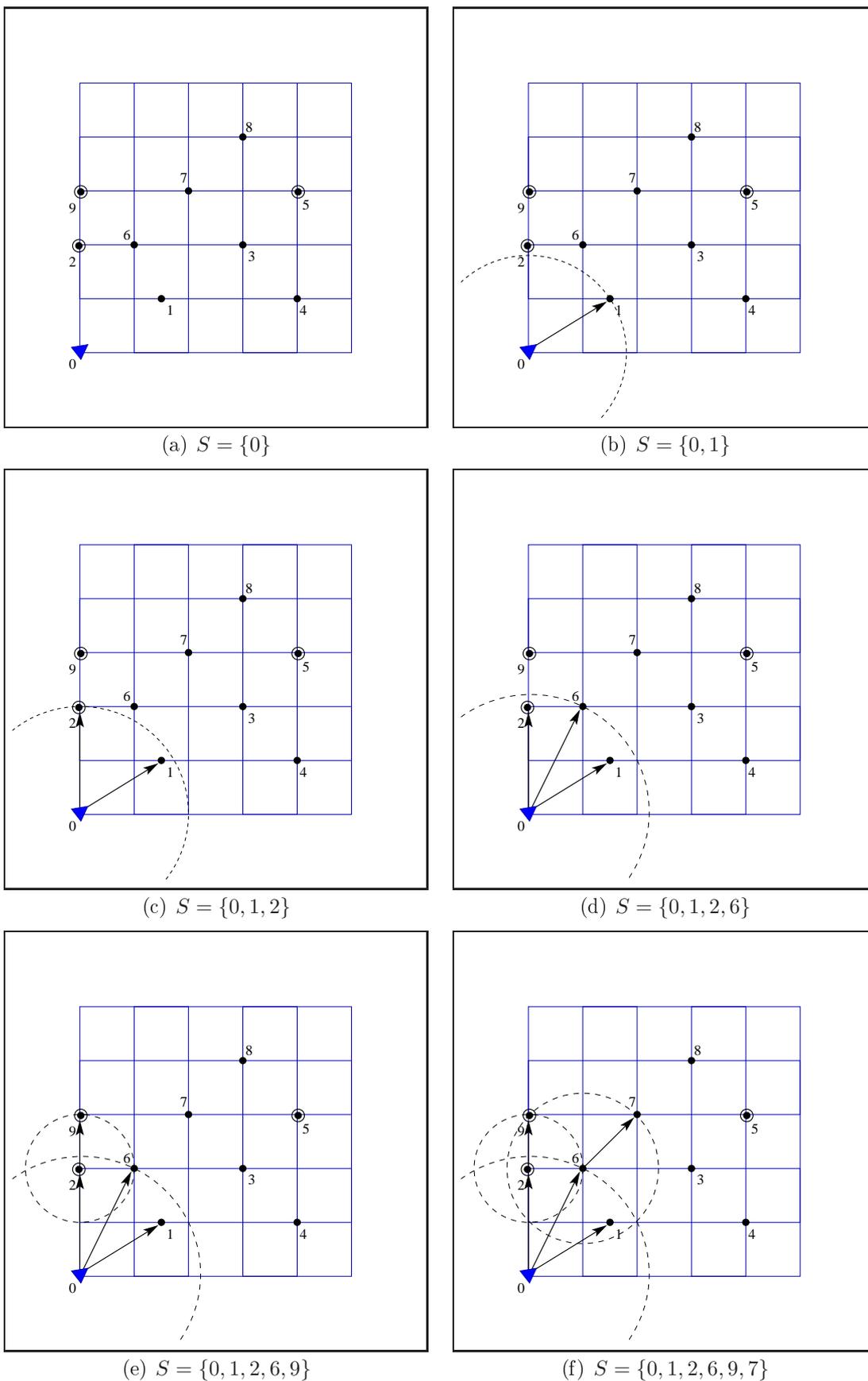


Figura 3.1: Exemplo do funcionamento da heurística interna MI

Em uma abordagem baseada em *mesh*, a solução é a apresentada na Figura 3.2(b), onde todos os nós dentro do raio de transmissão de um dado nó emissor recebem a mensagem. Por outro lado, em modelos baseados em árvore, após a conectividade *multicast* ter sido verificada para o par (s, D) , todos os caminhos que não levam a algum nó destino são removidos da estrutura.

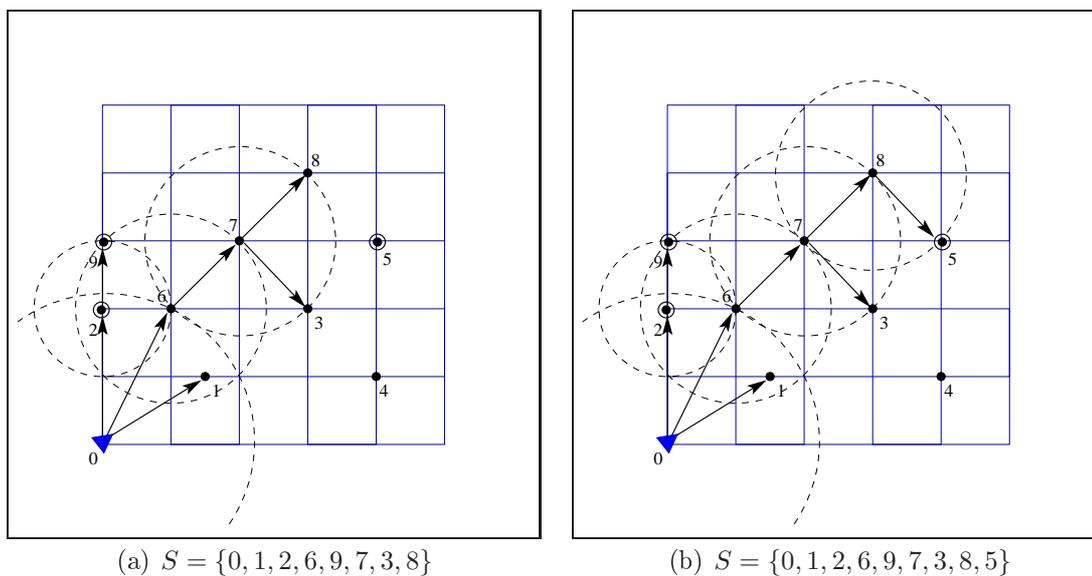


Figura 3.2: Exemplo do funcionamento da heurística interna MI (continuação)

A Figura 3.3 mostra a solução gerada pela heurística MI quando a conectividade *multicast* requerida deve ser apresentada na forma de árvore, onde pode-se observar que os nós 1 e 3 deixam de receber a mensagem.

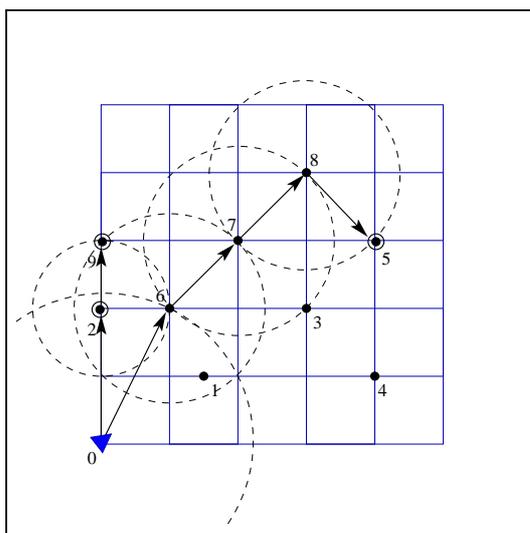


Figura 3.3: Solução na forma de árvore gerada pela heurística interna MI para o exemplo.

3.1.2 Heurística da menor potência (MP)

A heurística da menor potência (MP) é uma adaptação da heurística *Shortest Path First* (SPF) considerando-se as restrições de potência máxima permitida e de energia disponível nos nós. SPF é bastante conhecida e amplamente utilizada, como em [1, 6, 60, 62, 68].

As heurísticas MP e MI diferem apenas quanto à função de avaliação. Pela heurística MP, os nós candidatos são avaliados segundo a potência necessária para alcançar algum nó que não esteja no conjunto de nós candidatos S , conforme a Equação (3.2).

$$f(i) = \min_{j \in V \setminus S} \{p(i, j)\}, \forall i \in S \quad (3.2)$$

Como pode ser observado a partir da Equação (3.2), o que difere a heurística MP da MI é o fato de que MP não considera a potência atualmente atribuída aos nós. Nas Figuras 3.4 e 3.5 é possível observar, para a mesma instância apresentada na seção anterior, o funcionamento da heurística MP.

Inicialmente $S = \{0\}$ e $p = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$, como mostra a Figura 3.4(a). Para o nó 0, de acordo com a Equação 3.2, $f(0)$ é dada por $f(0) = p(0, 1)$. Assim a potência $p_0 = 3,25$ e o nó 1 é incluído no conjunto S .

Na avaliação dos nós 0 e 1, é dado que $f(0) = p(0, 2) = 4$ e $f(1) = p(1, 6) = 1,25$. Desta forma, a potência atribuída ao nó 1 será atualizada para $p_1 = 1,25$ e $S = \{0, 1, 6\}$, como apresentado na Figura 3.4(c).

Para o novo conjunto S , o menor valor da Função 3.2 está associado ao nó 6, onde $f(6) = p(6, 2) = 1$. Assim, a este nó é atribuída potência $p_6 = p(6, 2)$ e o nó 2 é incluído no conjunto S (Figura 3.4(d)). Para os nós do conjunto S , tem-se:

$$S = \{0, 1, 6, 2\} \Rightarrow \begin{cases} f(0) = p(0, 9) = 9 \\ f(1) = p(1, 3) = 3,25 \\ f(6) = p(6, 9) = 2 \\ f(2) = p(2, 9) = 1 \end{cases}$$

Nesta etapa a potência do nó 2 será atualizada ($p_2 = 1$) e o nó 9 incluído em S , como mostra a Figura 3.1.2. Então, na iteração seguinte, para $S = \{0, 1, 6, 2, 9\}$, o nó candidato 6 é selecionado pois $f(6) = p(6, 7) = 2$ é menor que o valor da função para os demais nós em S . Sua potência é atualizada para $p_6 = p(6, 7)$ e o conjunto S é atualizado como pode ser observado na Figura 3.5(b).

Em seguida, para $S = \{0, 1, 6, 2, 9, 7\}$, o valor da Função 3.2 é dado por:

$$S = \{0, 1, 6, 2, 9, 7\} \Rightarrow \begin{cases} f(0) = p(0, 3) = 13 \\ f(1) = p(1, 3) = 3, 25 \\ f(6) = p(6, 3) = 4 \\ f(2) = p(2, 3) = 9 \\ f(9) = p(9, 3) = 10 \\ f(7) = p(7, 3) = 2 \end{cases}$$

Neste caso, para o nó 7, com menor valor associado a função, a nova potência de transmissão é dada por $p_7 = 2$, e os nós 3 e 8 são incluídos no conjunto S , como mostra a Figura 3.5(c). Como $V \setminus S = \{4, 5\}$, o valor da função irá considerar a potência necessária para que os nós em S consigam enviar a mensagem para os nós 4 e 5.

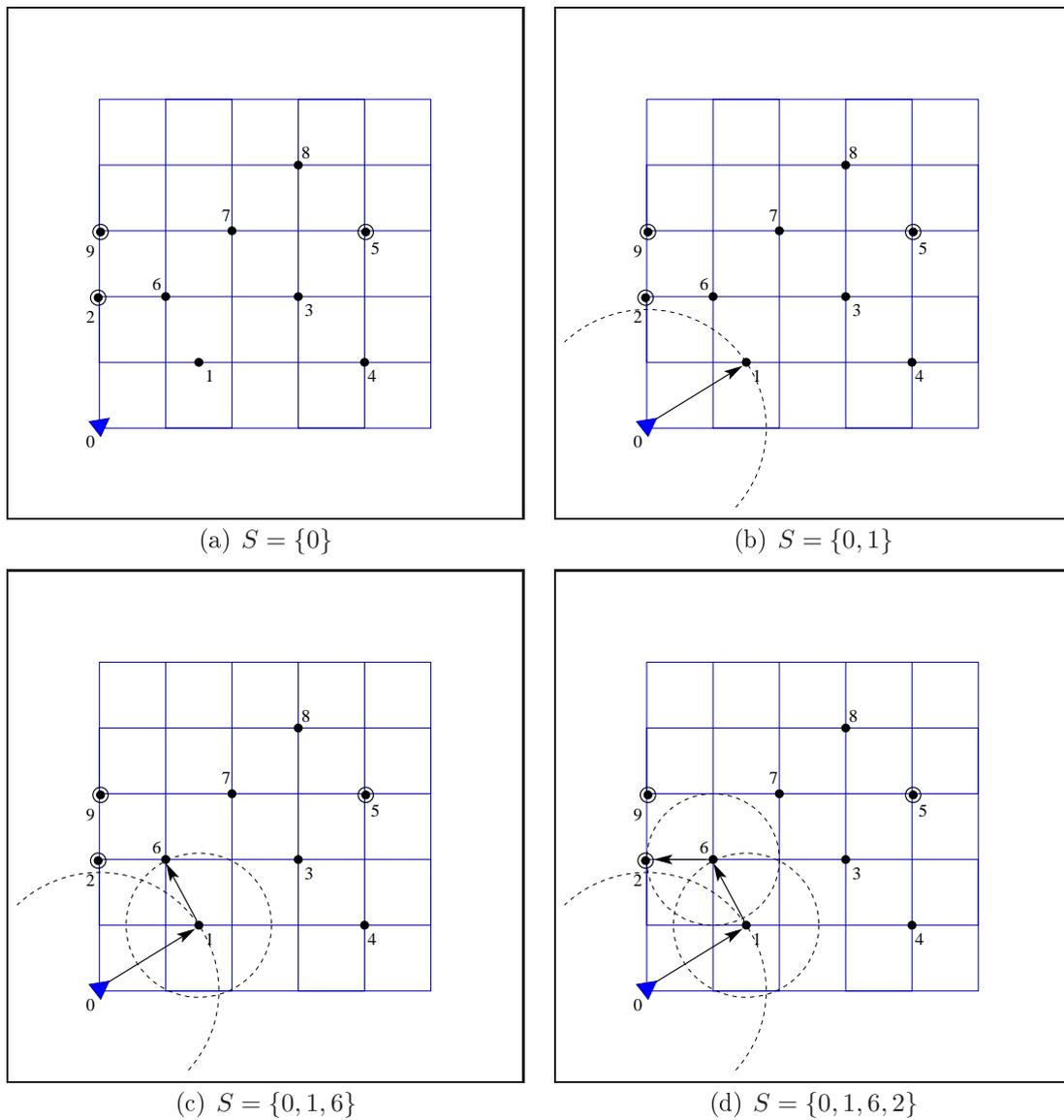


Figura 3.4: Exemplo do funcionamento da heurística interna MP

Avaliando os elementos do conjunto S , vê-se que os nós 3 e 8 possuem um mesmo valor associado a função, com $f(3) = p(3, 5) = 2$ e $f(8) = p(8, 5) = 2$. Neste exemplo, o nó 8 foi escolhido aleatoriamente e sua potência foi ajustada de $p_8 = 0$ para $p_8 = 2$. Com esta atribuição de potência, o nó 5 é incluído em S , como apresentado na Figura 3.5(d). Como $D \subset S$, o algoritmo termina e a solução é dada por $p = (3.25, 1.25, 1, 0, 0, 0, 2, 2, 2, 0)$ com custo igual a 11,5 unidades de energia.

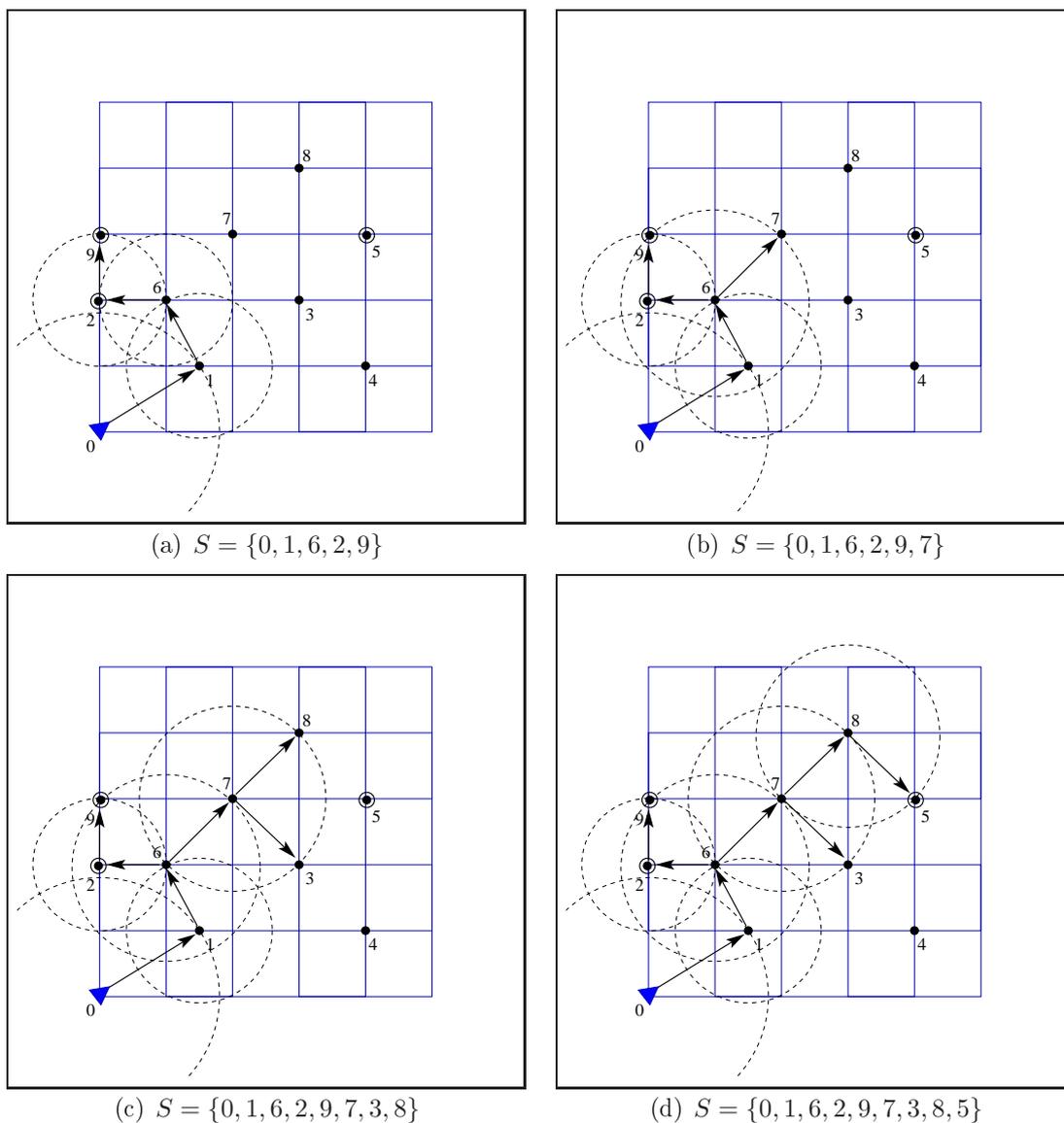


Figura 3.5: Exemplo do funcionamento da heurística interna MP (continuação)

A exemplo do que foi apresentado para a heurística MI, após a definição dos níveis de potência de transmissão que garantem a conectividade *multicast*, para os casos em que a solução deve ser apresentada na forma de árvore de comunicação, a Figura 3.6 mostra a árvore gerada a partir da solução apresentada na Figura 3.5(d).

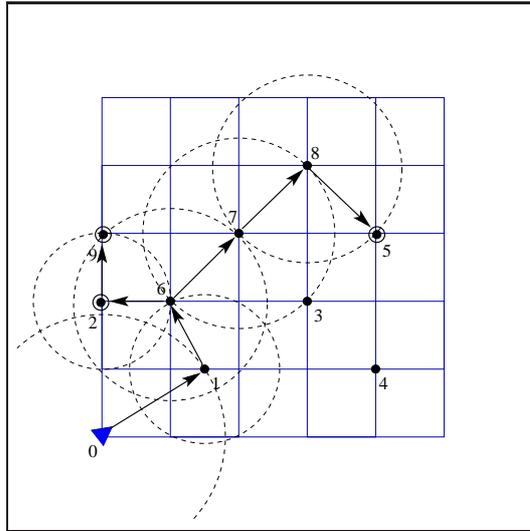


Figura 3.6: Solução na forma de árvore gerada pela heurística interna MP para o exemplo.

3.1.3 Heurística do menor incremento e maior densidade (MID)

Uma característica das RSSF é a alta densidade de nós da rede, ou seja, o número de nós por unidade de área, que é relatado na literatura como redundância de hardware. Neste contexto, a heurística *Densest Shortest Path First* (DSPF) apresentada em [62] configura-se como uma alternativa para o PMCEM em redes de sensores, já que esta heurística considera a densidade da rede na escolha dos nós candidatos.

A heurística do menor incremento e maior densidade de nós destinos (MID) consiste em uma adaptação da DSPF para o PMCEM ao se considerar as restrições de limitação de energia e potência máxima de transmissão. Como uma extensão da MI, além de considerar o custo incremental de cada nó $i \in S$, MID leva em conta o número de nós do conjunto destino que podem ser alcançados pelo sinal de transmissão do nó i ao se ajustar sua potência, levando em consideração a transmissão sem fio através de antenas omnidirecionais.

A função de avaliação utilizada em MID é dada pela Equação (3.3), onde o denominador $cover(i, j, D)$ indica o número de nós do conjunto destino $D \setminus S$ que podem ser alcançados pelo nó i , caso se altere sua potência para um valor $p(i, j)$ superior ao valor corrente p_i .

$$f(i) = \min_{j \in V \setminus S} \{(p(i, j) - p_i) / cover(i, j, D)\}, \forall i \in S \quad (3.3)$$

Como a descrição do exemplo de funcionamento de MID é semelhante ao apresentado para MI e MP, mudando apenas a função de avaliação de nós candidatos, não mostrou-se

o exemplo para esta heurística.

3.1.4 Heurística do menor incremento, maior densidade e maior quantidade de energia (MIDE)

A heurística de inserção do menor incremento baseada em densidade e energia (MIDE), ao mesmo tempo que considera o custo incremental e o número de nós do conjunto destino possivelmente alcançados, procura priorizar a escolha daqueles nós emissores que têm maior quantidade de energia disponível.

A função de avaliação utilizada em MIDE é definida pela Equação (3.4), onde ϵ_i indica a quantidade de energia disponível na bateria do nó i .

$$f(i) = \min_{j \in V \setminus S} \{(p(i, j) - p_i) / (\text{cover}(i, j, D) \times \epsilon_i)\}, \forall i \in S \quad (3.4)$$

3.2 Heurísticas construtivas internas randomizadas

As heurísticas construtivas internas apresentadas geram uma solução onde, a cada iteração, a potência de um dos nós da rede é ajustada. Será selecionado para ter sua potência atualizada aquele nó com menor valor associado à função de avaliação.

Como apresentado em [58], devido ao critério guloso utilizado na escolha de cada um dos elementos candidatos, diferentes execuções de uma dada heurística retornarão a mesma solução. Uma forma de possibilitar que diferentes soluções sejam construídas a cada execução é a randomização dos algoritmos gulosos. Algoritmos construtivos randomizados empregam as mesmas funções de avaliação usadas nos algoritmos gulosos. Entretanto, permite-se que não apenas o nó com melhor valor na função de avaliação seja escolhido.

Nas heurísticas construtivas randomizadas, a seleção é feita entre os elementos de uma lista, denominada Lista Restrita de Candidatos (*LRC*), cujos elementos são determinado a partir da função f e de um parâmetro de aleatoriedade $\beta \in [0, 1]$.

Nas heurísticas construtivas apresentadas neste capítulo, a *LRC* pode ser vista como uma lista contendo um subconjunto dos nós candidatos a terem sua potência de transmissão atualizada. Dada a lista de candidatos $L = [l_0, l_1, \dots, l_q]$, composta por todos os $q + 1$ nós que possuem energia suficiente para atualização de suas potências de transmissão, ordenados de acordo com a função f , para um dado valor de β tem-se $LRC = [l_0, \dots, l_m]$,

onde $m \leq (\beta \times q)$.

Assim, para $\beta = 0$, tem-se a forma totalmente gulosa da heurística, e para $\beta = 1$ tem-se a forma totalmente aleatória. Abordagem semelhante foi apresentada em [52] para o problema transmissão multiponto com minimização de energia para redes de sensores.

O Algoritmo 1 mostra o pseudocódigo das heurísticas construtivas internas, que tem como parâmetros a função de avaliação f e o parâmetro de aleatoriedade da LRC , β . Inicialmente, na linha 1, a potência de transmissão de todos os nós é inicializada com zero. O conjunto S de nós aptos a transmitirem a mensagem é inicializado com o nó fonte s na linha 2. A lista L com os nós candidatos é construída na linha 3, conforme a função de avaliação passada como parâmetro.

Algoritmo 1 *Constrói_Solução_Multicast(f, β)*

```

1: inicialize ( $p$ );
2:  $S \leftarrow \{s\}$ ;
3:  $L \leftarrow [s]$ ;
4: enquanto ( $D \not\subseteq S$ ) e ( $|L| > 0$ ) faça
5:    $LRC \leftarrow l_i$ , onde  $l_i \in L$  e  $i \leq (\beta \times |L|)$ ;
6:   atribua a  $u$  um nó de  $LRC$  escolhido aleatoriamente;
7:    $v \leftarrow \arg \min_{u \in S} f(u)$ ;
8:    $p_u \leftarrow p(u, v)$ ;
9:   atualize a energia do nó  $u$ ;
10:  para todo ( $w \in V \setminus S : p_u \geq p(u, w)$ ) faça
11:     $S \leftarrow S \cup \{w\}$ ;
12:  fim para
13:   $L \leftarrow$  lista de nós  $i \in S$ , ordenados crescentemente conforme a função  $f$ ;
14: fim enquanto
15: remove transmissões que não levam à nós destinos;
16: retorne  $p$ ;
```

O laço compreendido entre as linhas 4 e 14 define a construção da solução. Na linha 5, a lista restrita de nós candidatos LRC é criada a partir da lista de nós L . Após algum nó u ser selecionado da LRC na linha 6, o nó v associado ao valor da função $f(u)$ é obtido na linha 7. A potência de transmissão associada ao nó u é atualizada para o valor de $p(u, v)$ na linha 8. Após a atualização da energia disponível no nó selecionado (linha 9), todos os nós de $V \setminus S$ aptos a receberem a mensagem após o ajuste da potência de transmissão do nó i , inclusive o próprio nó j , são incluídos no conjunto S nas linhas de 10 a 12. Na linha 13, a lista de nós candidatos é atualizada.

A inclusão de novos nós no conjunto S (linhas 4 a 14) é interrompida em dois casos distintos: quando todos os nós pertencentes ao conjunto D estão em S , neste caso uma

solução viável está definida; ou quando $|L| = 0$, caso em que o vetor de potências p pode não se configurar como uma solução viável, mas não há atribuição de potência possível a nenhum nó de S que possa levar à inclusão de um novo nó neste conjunto.

Na linha 15, após serem definidos os níveis de potência que garantem a conectividade *multicast*, para evitar transmissão e recebimento desnecessários da mensagem, são removidas da solução as transmissões que não implicam em perda de conectividade para os nós do conjunto D . Na linha 16, a solução é retornada.

3.3 Heurística de busca local interna

Existem na literatura algumas propostas de algoritmos para o problema do consumo de energia em redes *ad hoc* e de sensores que procuram, a partir de uma solução obtida por heurísticas construtivas, dita incumbente, explorar o espaço de soluções através de alterações elementares na estrutura desta solução.

Wieselthier et al., 2000 [69] apresentaram a heurística *Sweep*, que busca reduzir a potência de transmissão de cada nó a partir da análise da interseção das áreas de abrangência do sinal de transmissão de cada nó que está atuando como nó emissor (nó fonte ou nós intermediários). Pelo algoritmo *Sweep*, a partir do nó fonte, a cada nó é atribuído um identificador consecutivo. Na i -ésima iteração do algoritmo, são verificados todos os nós que estão na área de abrangência do sinal do nó i , com o objetivo de encontrar outro nó emissor cujo sinal emitido os alcance. Na prática, a cada iteração i , o algoritmo tenta reduzir a potência atribuída ao nó i tirando proveito das interseções de áreas de abrangência dos sinais de todos os nós da rede sem comprometer a conectividade *multicast*.

Vários trabalhos apresentam algoritmos que procuram melhorar a heurística *Sweep* [23, 48, 77, 78]. Wieselthier et al., 2002 [71] analisaram a eficiência de *Sweep* no que se refere à ordem em que os nós são examinados.

A heurística de busca local apresentada nesta seção difere das abordagens citadas no que se refere à escolha do nó a ser avaliado. Pela heurística de busca local proposta, a cada nó da solução é atribuída uma probabilidade proporcional à sua potência de transmissão na solução incumbente. Como no método da roleta, a escolha do nó é feita de tal forma que os nós que operam com níveis mais elevados de potência têm maiores chances de serem escolhidos nas iterações iniciais.

3.3.1 Busca local r -Sweep

Na construção da solução, devido a possíveis sobreposições na área de abrangência do sinal de transmissão dos nós, pode ser possível reduzir a potência de transmissão de alguns nós intermediários, garantindo ainda a conectividade *multicast*.

Como pode ser observado na Figura 3.7 extraída da solução apresentada para a heurística MI apresentada na Figura 3.3, o nó 2 está operando com um valor de potência de transmissão suficiente para alcançar o nó 9. Entretanto, como o nó 6 transmite com potência suficiente para alcançar o nó 7, o nó 9 pode receber a mensagem através de 6 sem que o nó 2 transmita.

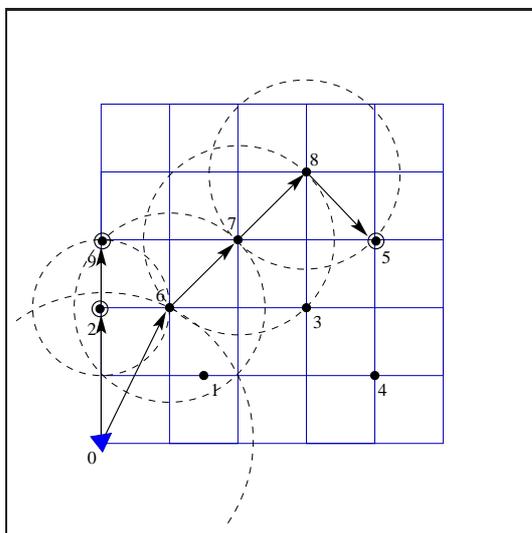


Figura 3.7: Exemplo de potência de transmissão redundante.

A heurística r -Sweep é uma adaptação da heurística *Sweep* que busca reduzir a potência atribuída aos nós da rede, sem comprometer a conectividade *multicast*, de forma que a escolha dos nós avaliados tem um caráter aleatório.

O Algoritmo 2 mostra o pseudocódigo da heurística de busca local interna, que recebe como entrada uma solução viável, dada pelo vetor de potências p . Na linha 1 do algoritmo, o conjunto I de nós que estão transmitindo a mensagem é criado. O critério de parada do algoritmo é a execução de um número máximo de iterações sem melhora, valor este atribuído na linha 2 à variável $maxIter$ como sendo o número de nós do conjunto I . A variável $iter$, inicializada na linha 3, indica o número atual de iterações sem melhora do algoritmo.

Em cada iteração do laço definido pelas linhas 4 a 20, o primeiro passo é a seleção de um nó v utilizando o método da roleta, pelo qual, a chance de cada nó $i \in I$ ser

Algoritmo 2 *Busca_Local_Interna*(p)

```

1:  $I \leftarrow \{i \in V | p_i > 0\}$ ;
2:  $maxIter \leftarrow |I|$ ;
3:  $iter \leftarrow 0$ ;
4: enquanto ( $iter \leq maxIter$ ) faça
5:   seleciona um nó  $v \in I$  com probabilidade proporcional a  $p_i$ ;
6:    $T \leftarrow \{j \in I \cup D : p_v \geq p(v, j)\}$ ;
7:    $T' \leftarrow \{j \in T : \exists u \in I \text{ onde } u \neq v, p_u \geq p(u, j) \text{ e há conectividade entre } s \text{ e } u \text{ quando } p_v = 0\}$ ;
8:   se ( $T = T'$ ) então
9:      $p_v \leftarrow 0$ ;
10:     $iter \leftarrow 0$ ;
11:   senão
12:      $p'_v \leftarrow \max_{j \in T \setminus T'} \{p(v, j)\}$ ;
13:     se ( $p'_v < p_v$ ) então
14:        $p_v \leftarrow p'_v$ ;
15:        $iter \leftarrow 0$ ;
16:     senão
17:        $iter \leftarrow iter + 1$ ;
18:   fim se
19: fim se
20: fim enquanto
21: Retorne ( $p$ );

```

selecionado é proporcional à sua potência atual p_i . Para um dado nó v selecionado, na linha 6 é determinado o conjunto T composto pelos nós de $I \cup D$ cuja potência de v é suficiente para alcançá-los. Em seguida, na linha 7, é determinado o conjunto T' , composto pelos nós $j \in T$ para os quais exista algum outro nó u cuja potência p_u seja suficiente para alcançar j , tal que existe conectividade entre o nó fonte s e u quando $p_v = 0$.

Caso $T' = T$, todos os nós de T podem receber a mensagem a partir de outros nós de I , garantindo a conectividade *multicast* mesmo com $p_v = 0$. Neste caso, é atribuído zero à potência do nó v , como visto na linha 9. Caso contrário, nas linhas de 11 a 18, verifica-se a possibilidade de atribuir um novo valor de potência de transmissão ao nó v inferior ao valor atual p_v . Na linha 12 é calculada a potência p'_v suficiente para que o sinal emitido pelo nó v selecionado alcance todos os nós de $T \setminus T'$. Se p'_v for inferior a potência atualmente atribuída ao nó v , p_v é atualizada na linha 14. Não sendo possível reduzir o valor de p_v , na linha 17 é incrementado o contador de iterações sem melhora. O vetor de potência p , possivelmente atualizado, é retornado na linha 21 do algoritmo.

3.4 Resultados experimentais das heurísticas internas

Os experimentos foram realizados em um computador Intel(R) Core(TM)2 Quad CPU de 2.40 GHz com 4GB de memória RAM, executando em ambiente Linux versão 2.15.6 distribuição Ubuntu, versão 8.10. Os algoritmos foram implementados na linguagem C++ e compilados através do compilador g++ utilizando a diretiva -o3.

Foram realizados testes para as versões totalmente gulosas e para as versões gulosas randomizadas. Cada heurística construtiva, seguida da heurística de busca local, foi executada uma vez para cada instância nas versões gulosas e 100 vezes nas versões randomizadas. Cinco valores diferentes do parâmetro β foram considerados, sendo $\beta = 0$ (versões gulosas) e, para as versões randomizadas, foram definidos os valores 0,1; 0,2; 0,3 e 0,4.

As instâncias apresentadas no Capítulo 2 foram geradas para o problema de minimização de energia em que se considera múltiplas sessões de comunicação, enquanto as heurísticas internas são destinadas ao problema envolvendo uma única sessão. Assim, nos experimentos realizados para as heurísticas internas, para cada instância os algoritmos foram executados de forma que cada sessão da instância foi passada como entrada para o algoritmo na ordem em que esta sessão aparece na instância original. Após uma sessão ter uma solução obtida pelo algoritmo, a energia gasta por cada nó nesta sessão foi decrementada da energia inicialmente disponível. Ao final, o somatório da energia gasta no total de sessões da instância foi retornado como sendo o custo da solução do algoritmo para esta instância. Quando, para uma dada instância o algoritmo não foi capaz de obter uma solução viável para o conjunto de sessões que compõe a instância, considerou-se que este algoritmo não obteve sucesso no experimento.

3.4.1 Comparação com a abordagem exata

Inicialmente são comparados os resultados obtidos pelas heurísticas com os resultados obtidos pelo resolvedor CPLEX para a formulação apresentada no Capítulo 2. A Tabela 3.1 apresenta, para as instâncias com dez nós, a diferença percentual entre o custo da melhor solução obtida por cada heurística e o limite superior obtido a partir do modelo de programação inteira mista. Foi considerada a melhor solução obtida por cada heurística dentre as 401 execuções, visto que os tempos médios requeridos pelas heurísticas ficaram abaixo de um segundo enquanto foi concedido ao resolvedor um tempo limite de 7200 segundos.

Na Tabela 3.1, os valores destacados em negrito indicam a abordagem heurística com

melhor resultado para a instância da linha correspondente. Pode-se observar que apenas para a instância 10_d2_5S_12.5P_500_A foi possível obter uma solução de custo igual ao custo da solução ótima, através das heurísticas MI e MIDE.

Para as instâncias com 5 e 10 sessões, as menores médias foram verificadas nas heurísticas MI e MID. Já para as instância com 15 sessões, apesar da heurística MID não conseguir encontrar nenhuma solução para a instância 10_d2_15S_12.5P_500_C, para as demais, foi a abordagem que obteve soluções mais próximas às obtidas através do resolvidor CPLEX.

Observa-se ainda pela Tabela 3.1 que apenas a heurística MIDE foi capaz de encontrar soluções para todas as instâncias, embora com diferenças percentuais em relação à solução do resolvidor bastante elevadas. Para 50% das instâncias do último grupo, onde tem-se 20 sessões, as demais abordagens não foram capazes de obter nenhuma solução viável em 401 execuções.

Os elevados valores observados para a diferença percentual entre as soluções das heurísticas internas e a solução obtida pelo resolvidor pode ser justificado tanto pela diferença de tempo de processamento das duas abordagens, já que as heurísticas internas nunca demandaram mais que 1,6 segundos enquanto ao resolvidor foi dado um limite de duas horas, quanto pelo fato de que as heurísticas internas foram desenvolvidas para o PMCEM e que, no experimento, cada sessão da instância foi tomada como entrada de uma execução, não considerando, portanto, os aspectos referentes ao problema envolvendo múltiplas sessões.

3.4.2 Comparação entre as heurísticas internas

Na comparação entre as heurísticas internas foram utilizadas as métricas descritas em [59]. Para cada instância, seja *Best* o valor da melhor solução obtida dentre todas as execuções de todos os algoritmos avaliados. Para um dado algoritmo, a métrica $\#Best$ indica o número total de execuções para todas as instâncias em que este algoritmo encontrou uma solução com valor igual a *Best* para cada instância.

Para um dado algoritmo, seja *Dif* uma variável aleatória que mede, para cada execução, a diferença percentual entre o valor da solução obtida para esta execução e o melhor valor conhecido para a instância correspondente. A métrica *MDif* é o valor da média de *Dif* ao se considerar todas as execuções deste algoritmo para o conjunto de instâncias usadas no experimento.

Para um dado algoritmo *A*, *NScore* do algoritmo *A* para uma dada instância indica

Instância	<i>LS</i>	MI	MP	MID	MIDE
10_d1_5S_12.5P_500_A	34,49*	9,51	13,31	3,33	3,33
10_d2_5S_12.5P_500_A	33,06*	0,00	4,87	7,80	0,00
10_d1_5S_12.5P_500_B	34,08*	11,41	13,62	8,80	14,17
10_d2_5S_12.5P_500_B	35,66*	0,53	9,73	3,48	10,54
10_d1_5S_12.5P_500_C	35,99*	9,11	15,89	0,58	16,25
10_d2_5S_12.5P_500_C	41,35*	2,32	11,66	12,60	35,86
Média	-	5,48	11,51	6,10	13,36
10_d1_10S_12.5P_500_A	59,90*	13,02	13,10	10,83	6,06
10_d2_10S_12.5P_500_A	72,10*	9,20	8,06	16,13	26,38
10_d1_10S_12.5P_500_B	73,06*	15,23	21,94	9,27	21,20
10_d2_10S_12.5P_500_B	75,49*	11,97	10,19	13,14	34,11
10_d1_10S_12.5P_500_C	82,87*	19,70	41,07	8,47	24,31
10_d2_10S_12.5P_500_C	78,83	5,31	13,83	21,29	32,00
Média	-	12,41	18,03	13,19	24,0
10_d1_15S_12.5P_500_A	96,24*	20,34	24,35	9,89	15,37
10_d2_15S_12.5P_500_A	126,78	16,53	21,11	15,23	18,21
10_d1_15S_12.5P_500_B	92,52*	25,50	19,96	5,92	23,83
10_d2_15S_12.5P_500_B	131,98	-	41,78	28,86	23,17
10_d1_15S_12.5P_500_C	123,57*	38,07	42,53	18,64	33,92
10_d2_15S_12.5P_500_C	128,15	42,11	51,37	-	43,95
Média	-	28,51	33,52	15,71	26,41
10_d1_20S_12.5P_500_A	131,22*	15,50	17,92	9,40	12,69
10_d2_20S_12.5P_500_A	159,17	-	-	-	17,46
10_d1_20S_12.5P_500_B	149,95*	34,30	30,85	25,23	20,05
10_d2_20S_12.5P_500_B	183,47	-	-	-	24,35
10_d1_20S_12.5P_500_C	194,59	35,25	44,22	-	28,87
10_d2_20S_12.5P_500_C	195,73	-	-	-	23,93
Média	-	28,35	31,00	17,32	21,23

Tabela 3.1: Diferença percentual entre o custo da melhor solução obtida por cada heurística interna e o limite superior obtido pela abordagem exata para as 24 instâncias com dez nós.

o número de algoritmos que encontraram uma solução média melhor que a média obtida por *A*. A métrica *Score* de um algoritmo indica a soma nos valores de *NScore* para todas as instâncias utilizadas. Assim, quanto menor o valor de *Score* melhor o algoritmo.

Como descrito na seção anterior, em cada instância gerada, um conjunto de sessões *multicast* encontra-se definido. Para os testes realizados para o PMCEM, no processo de construção da solução, o algoritmo é executado para cada sessão da instância até que todas as sessões tenham sido consideradas. Em cada execução, considera-se que houve *sucesso* no experimento para uma dada instância quando uma solução viável é obtida para todas as sessões da mesma, ou seja, existe conectividade *multicast* para todas as sessões.

Um importante aspecto na avaliação de algoritmos para problemas de minimização do

consumo de energia ou problema de controle de potência em redes de sensores diz respeito à capacidade de racionalizar o consumo de forma a permitir que mais mensagens possam ser enviadas antes que a rede torne-se desconexa por falta de energia em alguns nós de articulação. Neste sentido, além das métricas já descritas, os algoritmos são comparados quanto ao *Sucesso* percentual, cujo valor indica o percentual de execuções em que o algoritmo retornou solução viável para cada instância.

No cálculo da métrica *Mdif*, considerou-se apenas as execuções onde o algoritmo conseguiu obter vetores de potência de transmissão que permitiram o envio da mensagem para todos os nós destino em todas as sessões de cada instância. Já no cálculo do *Score*, quando um algoritmo não obteve *Sucesso* para uma dada instância, o valor do seu *Score* é incrementado pelo número de algoritmos que obtiveram sucesso para a mesma instância.

Todos os resultados referentes ao tempo de uso de CPU são apresentados em segundos e referem-se à média dos tempos de todas as execuções, independentemente do algoritmo ter gerado solução viável ou não. Para cada heurística, os tempos médios foram calculados para o conjunto de todas as execuções para todas as instâncias. Para todos os resultados apresentados na forma de tabela nesta tese, os valores destacados em negrito indicam o melhor valor para a métrica correspondente, a menos que se observe algo em contrário.

Os resultados para as versões gulosas das heurísticas são apresentados na Tabela 3.2, onde pode-se observar que MID apresentou o melhor resultado quanto à diferença percentual média em relação à melhor solução, *MDif*. Entretanto, o *Sucesso* percentual desta heurística, juntamente com o de MP, foi o menor apresentado. Já que para as versões gulosas uma única execução é feita para cada instância, a métrica *Sucesso* percentual apresentada na Tabela 3.2 indica o percentual de instâncias em que cada o algoritmo encontrou solução viável.

Pelo *Sucesso* percentual apresentado pelas heurísticas gulosas, pode-se observar que a heurística MP não encontrou solução viável em 16 (13,3%) das 120 instâncias testadas. Mesmo assim, MP foi a heurística com o melhor resultado, porém com um valor elevado para *Score*. A heurística MIDE foi a que obteve os piores resultados quanto a *Mdif*, *#Best* e *Score*. Este comportamento era esperado tendo em vista que esta heurística inclui na função de avaliação aspectos que visam prolongar o tempo de vida da rede.

Nos testes realizados para versões randomizadas, os valores de *Mdif* apresentados na Tabela 3.3 referem-se à diferença percentual média das soluções obtidas pela heurística em relação à melhor solução obtida pelos algoritmos para todos os valores de β . Observa-se que MID se destacou das demais heurísticas no que se refere a *Mdif*, *#Best* e *Score*.

Parâmetro de aleatoriedade	Métricas	Heurística interna			
		MI	MP	MID	MIDE
$\beta = 0$	<i>Mdif</i>	2,90	6,61	1,95	10,49
	<i>#Best</i>	41	29	36	13
	<i>Score</i>	76	191	87	253
	<i>Sucesso (%)</i>	71,67	86,67	71,67	84,17
	<i>Tempo</i>	0,125	0,140	1,488	1,514

Tabela 3.2: Resumo dos resultados das heurísticas internas gulosas para as 120 instâncias testes.

A exemplo do que ocorreu nos testes das versões gulosas, a heurística MP apresentou os maiores valores para *Sucesso* percentual em todos os valores de β dentre todas as heurísticas internas. Ainda sobre o desempenho de MP, seus resultados quanto aos tempos médios de uso de CPU são próximos aos obtidos por MI, a heurística com melhor resultado. Entretanto, observa-se que MP é mais sensível à randomização que as demais heurísticas quanto a *Mdif* e *#Best*.

Parâmetro de aleatoriedade	Métricas	Heurística interna			
		MI	MP	MID	MIDE
$\beta = 0,1$	<i>Mdif</i>	9,02	14,58	5,72	16,76
	<i>#Best</i>	20	225	344	205
	<i>Score</i>	118	224	40	252
	<i>Sucesso (%)</i>	70,44	86,11	71,67	83,54
	<i>Tempo</i>	0,094	0,102	1,263	1,277
$\beta = 0,2$	<i>Mdif</i>	22,34	30,04	16,38	30,28
	<i>#Best</i>	0	1	6	74
	<i>Score</i>	139	222	34	240
	<i>Sucesso (%)</i>	70,07	84,82	69,87	83,20
	<i>Tempo</i>	0,088	0,092	1,087	1,092
$\beta = 0,3$	<i>Mdif</i>	35,96	48,03	25,93	43,37
	<i>#Best</i>	15	0	41	27
	<i>Score</i>	142	240	24	224
	<i>Sucesso (%)</i>	69,06	83,49	67,06	81,95
	<i>Tempo</i>	0,083	0,085	0,930	0,932
$\beta = 0,4$	<i>Mdif</i>	54,30	70,28	37,54	58,25
	<i>#Best</i>	2	0	3	3
	<i>Score</i>	143	279	11	204
	<i>Sucesso (%)</i>	70,35	81,65	67,50	79,76
	<i>Tempo</i>	0,078	0,081	0,796	0,794

Tabela 3.3: Resumo dos resultados das heurísticas internas gulosas randomizadas para as 120 instâncias testes.

3.4.3 Comparação com as heurísticas da literatura

Como já citado, as heurísticas internas MI, MP e MID apresentadas nesta tese são adaptações de heurísticas da literatura para o problema de controle de potência em redes *ad hoc* de propósito geral. As adaptações foram feitas no sentido de se considerar as restrições de limitação de energia disponível e de potência de transmissão máxima permitida, já que tais restrições não podem deixar de ser consideradas no contexto das RSSF.

Para comparar o comportamento das heurísticas internas em relação às heurísticas da literatura foram realizados experimentos em que se considerou o problema de minimização do consumo de energia para uma única sessão de comunicação *multicast*. Para tanto, para cada instância para o problema envolvendo múltiplas sessões apresentada no Capítulo 2, tomou-se a primeira sessão de comunicação para compor a instância do PMCEM. Além disso, a energia disponível nos nós foi dada pela energia disponível na instância original dividida pelo número de sessões desta instância. Assim, 120 instâncias para o PMCEM foram consideradas no experimento.

A Tabela 3.4 apresenta os resultados para os testes com as versões gulosas das heurísticas, onde foi feita uma execução de cada heurística para cada instância. Como pode ser verificado, quanto à diferença percentual média em relação à solução de menor consumo de energia para cada instância e quanto ao número de vezes em que a heurística obteve solução de custo igual ao menor custo obtido no experimento para cada instância, apenas a heurística MP não apresentou resultado melhor que a heurística original, neste caso, a heurística SPF.

Métricas	Heurísticas internas			Heurísticas da literatura		
	MI	MP	MID	MIP	SPF	DSPF
<i>Mdif</i>	4,57	8,43	4,33	5,12	8,13	4,80
<i>#Best</i>	38	22	33	27	23	20
<i>Score</i>	83	149	110	149	153	201
<i>Tempo</i>	0,020	0,032	0,041	0,031	0,032	0,341
<i>Sucesso (%)</i>	62,50	62,50	62,50	43,33	58,33	35,00

Tabela 3.4: Comparação entre as heurísticas internas e as heurísticas da literatura para as 120 instâncias testes - versões gulosas.

Pode-se observar que para todas as métricas, as heurísticas MI e MID obtiveram resultados melhores que as heurísticas da literatura originais, as heurísticas MIP e DSPF, nesta ordem. Deve-se destacar o fato de que, para as três heurísticas internas, a métrica *Sucesso* mostra que foi possível obter uma solução viável em 62,5% das instâncias, enquanto a heurística MIP foi capaz de obter solução viável apenas para 43,33% e a heurística

DSPF conseguiu em apenas 35%. Pode-se observar que, das heurísticas da literatura, a heurística SPF foi aquela que menos sofreu influência das restrições de energia limitada e de potência máxima, chegando a obter solução viável para 58,33% das instâncias, contra os 62,5% da heurística MP.

Pela métrica *Score*, observa-se que a heurística MIP foi superada por alguma outra heurística 149 vezes, enquanto para heurística MI este número ficou em apenas 83 vezes. Comportamento semelhante foi observado para a heurística MID em relação à heurística DSPF. Outro resultado a ser destacado é o tempo médio apresentado pelas heurísticas internas, que nunca foi superior ao tempo apresentado pelas heurísticas originais.

Na comparação das heurísticas internas com as heurísticas da literatura, um segundo experimento foi realizado, onde considerou-se as versões gulosas randomizadas dos algoritmos. Para tanto, foram desenvolvidas versões gulosas das heurísticas da literatura e 100 execuções foram realizadas com cada algoritmo para cada instância, onde o parâmetro de aleatoriedade que define o tamanho da lista restrita de nós candidatos variou de zero a 0.3.

A Tabela 3.5 apresenta os resultados das versões gulosas randomizadas. Como pode ser visto, nenhuma das heurísticas da literatura apresentou resultados melhores que suas adaptações propostas neste trabalho. Pela métrica *Mdif*, pode-se observar que enquanto a heurística interna MI apresentou soluções que estão em média a 15,64% da melhor solução, a heurística MIP apresentou soluções que estão em média a 25,75%. Resultados semelhantes foram observados para as outras duas heurísticas internas em relação às correspondentes heurísticas da literatura.

Métricas	Heurísticas internas			Heurísticas da literatura		
	MI	MP	MID	MIP	SPF	DSPF
<i>Mdif</i>	15,64	18,55	15,66	25,75	26,71	21,29
<i>#Best</i>	32	24	32	20	20	15
<i>Score</i>	7663	11210	9162	21061	19257	22689
<i>Tempo</i>	0,025	0,029	0,038	0,018	0,021	0,290
<i>Sucesso (%)</i>	62,50	62,50	62,50	30,44	42,62	24,69

Tabela 3.5: Comparação entre as heurísticas internas e as heurísticas da literatura para as 120 instâncias testes - versões gulosas randomizadas.

Quanto à métrica *Score*, observa-se que cada heurística da literatura foi superada por uma outra abordagem muito mais vezes que sua adaptação. Por exemplo, enquanto a heurística DSPF apresentou *Score* de 22.689, para heurística interna MID este valor foi de apenas 9.162. Já quanto ao tempo médio de CPU, observa-se que as heurísticas MI e

MP demandaram tempos superiores ao tempo requerido pelas correspondentes heurísticas da literatura.

A Tabela 3.5 mostra que as heurísticas MI e MID apresentaram percentual de execuções em que foi possível obter uma solução viável acima do dobro do apresentado pelas heurísticas da literatura. Estes resultados reforçam a ideia de que as heurísticas desenvolvidas para o problema de controle de potência em redes *ad hoc* de propósito geral não contemplam aspectos peculiares das redes de sensores.

Como foi observado a partir dos resultados computacionais das heurísticas internas, para algumas instâncias nenhuma das heurísticas foi capaz de obter uma solução para todas as sessões, mesmo variando o parâmetro β . Como as instâncias são compostas por $k \geq 1$ sessões, nos testes realizados a atribuição de potência para uma dada sessão só foi definida após todas as sessões anteriores terem sido resolvidas, seguindo a ordem em que as sessões aparecem no arquivo de entrada. Assim, uma vez que a eficiência quanto à energia é o critério que caracteriza as heurísticas internas, é possível que as atribuições de potência definidas para as primeiras sessões tenham levado à indisponibilidade de energia para alguns nós, tornando a rede desconexa.

No Capítulo 4 são apresentadas heurísticas construtivas e de busca local para o problema de minimização do consumo de energia em transmissão *multicast* para múltiplas sessões, que consideram as características de todas as sessões a cada iteração.

Capítulo 4

Heurísticas para o Problema de Minimização do Consumo de Energia em Múltiplas Sessões Multicast

Neste capítulo são apresentadas três heurísticas construtivas e uma heurística de busca local para o problema de minimização de energia em múltiplas sessões *multicast*. Conforme a aplicação, um dos principais objetivos ao se transmitir dados na modalidade *multicast* é que todos os nós do conjunto destino recebam a mensagem.

Neste sentido, qualquer heurística para o problema envolvendo múltiplas sessões deve garantir, para todas as sessões de comunicação, que exista conectividade entre o nó fonte e todos os nós destino. Ainda que existam aplicações que relaxem esta restrição e considerem o número de nós alcançados apenas como um requisito de qualidade de serviço, para o problema apresentado nesta tese, uma solução viável deve garantir, para todas as sessões de comunicação, que todos os nós do conjunto destino recebam a mensagem.

Quando é requerido a um mesmo nó o envio de um conjunto de mensagens em diferentes sessões *multicast*, o estabelecimento da conectividade pode ocorrer de forma que cada sessão seja vista como uma instância do PMCEM. Ou seja, as sessões sendo resolvidas uma a uma na ordem em que são requeridas. Uma outra forma seria considerar todo o conjunto de sessões a cada ajuste de potência de transmissão dos nós, o que permitiria que a conectividade das diversas sessões fosse obtida gradativamente até que todas as sessões do conjunto tivessem sido consideradas. Esta última forma é o foco deste capítulo.

Como relatado no Capítulo 1, as heurísticas de construção e de busca local para o problema de minimização de energia em múltiplas sessões *multicast* são denominadas heurísticas externas, e foram desenvolvidas no sentido de extrair informações quanto ao

estado atual de energia dos nós e de suas localizações para, a partir destas informações, procurar garantir a entrega das mensagens nas diversas sessões de comunicação. Pode-se perceber que, caso os nós da rede dispusessem de recurso ilimitado de energia, uma solução do problema poderia ser obtida através de múltiplas chamadas de heurísticas internas para o PMCEM, cada uma aplicada a uma sessão.

4.1 Heurísticas construtivas externas

Uma heurística construtiva externa consiste em um procedimento capaz de determinar, para um conjunto de sessões, as potências de transmissão dos nós da rede que induzem a conectividade *multicast* para cada sessão do conjunto, buscando ao mesmo tempo, reduzir o consumo total de energia.

As heurísticas construtivas apresentadas neste capítulo definem prioridades na escolha dos nós a terem ajustadas suas potências de transmissão com base em uma previsão de consumo de energia para cada sessão.

Como forma de obter informações quanto à demanda de energia, uma heurística construtiva interna foi utilizada para cada sessão desconsiderando a restrição de carga de bateria dos nós. Para a solução obtida por esta heurística, dita heurística guia, a soma do consumo de energia dos nós em cada sessão define a previsão de consumo de energia desta sessão. Esta previsão é utilizada como base comparativa entre as sessões na definição da ordem em que cada sessão é considerada pelo algoritmo para que a conectividade *multicast* seja obtida.

Dada a limitação da quantidade de energia disponível nas baterias dos nós da rede, o desenvolvimento de abordagens para o problema proposto requer o estabelecimento de estratégias que se utilizem das informações sobre as características das sessões e do estado de energia dos nós da rede. Heurísticas que incorporam estas estratégias buscam evitar que nós essenciais à conectividade *multicast* de uma ou várias sessões venham a sofrer um esgotamento precoce da energia de suas baterias, o que pode aumentar as chances da heurística obter soluções viáveis que impliquem em baixo consumo de energia. Neste sentido, três diferentes abordagens são apresentadas. Todas estas abordagens utilizam a previsão de consumo definido pela heurística guia para cada sessão.

Com base nesta previsão, as K sessões são inseridas em uma lista, denominada lista de sessões candidatas *LSC*, ordenada decrescentemente. De acordo com um parâmetro de aleatoriedade $\gamma \in [0, 1]$, uma lista restrita de sessões candidatas *LRSC*, composta por um

subconjunto das sessões de LSC , é definida. Para $\gamma = 0$ tem-se uma abordagem totalmente gulosa, onde apenas a sessão de LSC com maior previsão de consumo é inserida na $LRSC$. Para $\gamma = 1$, todas as sessões da LSC são inseridas na $LRSC$, o que define uma abordagem totalmente aleatória.

Na primeira heurística proposta, denominada sequencial, a cada iteração do algoritmo uma sessão da $LRSC$ é selecionada. Para esta sessão são atribuídos níveis de potência para os nós da rede de forma a garantir a conectividade *multicast*. Após esta etapa, a sessão escolhida é removida da LSC , de onde será extraída a $LRSC$ da iteração seguinte.

Já na heurística sequencial-paralela, a cada iteração do algoritmo ocorre o ajuste do nível de potência de transmissão de apenas um dos nós da sessão selecionada a partir da $LRSC$. A sessão selecionada é removida da LSC somente quando a conectividade *multicast* for garantida para esta sessão, ou quando é verificada inviabilidade por falta de energia nas baterias dos nós. Após remover a sessão selecionada da LSC , a nova $LRSC$ é construída.

Por fim, na heurística total-paralela, da mesma forma como na heurística sequencial-paralela, não espera-se concluir a atribuição de potência em uma sessão para iniciar a sessão seguinte. Nesta abordagem, as iterações são divididas em rodadas de ajustes de potência. No início de cada rodada é definida a lista LS_AUX composta por todas as sessões da LSC (neste caso pode-se considerar $\gamma = 1$). Em cada rodada há o ajuste de potência de um dos nós de cada uma das sessões da LS_AUX , que é removida da LS_AUX , retornando à mesma apenas na próxima rodada, quando as demais sessões já atualizaram a potência de algum nó.

Dado o conjunto V , composto pelos $n = |V|$ nós da rede, e o conjunto M de sessões, uma solução do problema pode ser representada por um vetor $P = (p^1, p^2, \dots, p^K)$ com $K = |M|$ componentes, onde a i -ésima componente é o vetor $p^i = (p_1^i, p_2^i, \dots, p_n^i)$, que indica as potências de transmissão dos n nós da rede na sessão i . Cada heurística externa proposta procura definir as componentes do vetor P que garantem a conectividade *multicast* para todas as sessões do conjunto M com o menor consumo total de energia.

4.1.1 Heurística sequencial (SEQ)

Pela heurística sequencial (SEQ), a cada iteração uma sessão i é selecionada da $LRSC$ e uma heurística interna é executada para definir o vetor p^i . Desta forma, uma vez que uma dada sessão tenha sido selecionada, tem-se uma instância do PMCEM, que é resolvida por uma das heurísticas apresentadas no Capítulo 3. Após a execução da heurística interna

para definir p^i , a energia dos nós da rede é atualizada e a lista restrita $LRSC$ é reconstruída após a remoção da sessão i da LSC . Uma nova sessão é selecionada na iteração seguinte e o processo continua até que todas as sessões tenham sido consideradas.

O Algoritmo 3 apresenta o pseudocódigo da heurística SEQ, que recebe como parâmetros a função f , associada à heurística interna utilizada na construção, e os parâmetros β e γ que definem, respectivamente, a aleatoriedade das heurísticas interna e externa.

Algoritmo 3 SEQ (f, β, γ)

```

1: inicialize ( $P$ );
2:  $LSC \leftarrow$  lista de sessões ordenada decrescentemente conforme a previsão de consumo;
3: enquanto ( $LSC \neq \emptyset$ ) faça
4:    $LRSC \leftarrow l_j$  onde  $l_j \in LSC$  e  $j \leq (\gamma \times |LSC|)$ ;
5:   atribua a  $k$  uma sessão de  $LRSC$  escolhida aleatoriamente;
6:   remova  $k$  de  $LSC$ ;
7:    $p^k \leftarrow$  Constrói_Solução_Multicast( $k, f, \beta$ );
8:    $p^k \leftarrow$  Busca_Local_Interna( $p^k$ );
9: fim enquanto
10: retorne  $P$ ;
```

Na linha 1, o vetor P que representa uma solução do problema é inicializado com a atribuição do vetor nulo a cada componente. A criação da lista de sessões candidatas LSC ocorre na linha 2, onde as sessões são ordenadas conforme a previsão de consumo de energia determinado pela heurística guia. O trecho compreendido entre as linhas de 3 a 9 definem as iterações da heurística. No início de cada iteração, a $LRSC$ é construída segundo o parâmetro γ (linha 4). Na linha 5, uma sessão k é selecionada aleatoriamente da $LRSC$, sendo em seguida removida da LSC na linha 6. Na linha 7 é determinada a k -ésima componente da solução P , construída para a sessão k a partir de uma heurística interna, conforme a função f . Após uma solução do PMCEM para a sessão selecionada ter sido obtida, uma chamada da heurística de busca local interna é feita na linha 8 do algoritmo. Ao final das iterações, a solução P é retornada (linha 10).

Uma forma simples de determinar uma solução para o problema de minimização do consumo de energia em múltiplas sessões *multicast* seria executar a heurística interna para cada uma das sessões. O que difere esta abordagem da heurística SEQ, como pode-se observar no Algoritmo 3, é a ordem em que as sessões são resolvidas, já que SEQ considera a previsão de consumo determinada pela heurística guia para ordenar as sessões.

4.1.2 Heurística sequencial-paralela (SPAR)

Pode-se observar que na heurística SEQ, uma vez que uma sessão foi escolhida da *LRSC*, o ajuste de potência dos nós ocorre de maneira a garantir a conectividade *multicast* para todo o conjunto destino desta sessão ou até que se verifique inviabilidade por falta de energia. Pela heurística SEQ, portanto, somente após a execução das heurísticas internas de construção e de busca local terem sido concluídas, a previsão de consumo indicada pela heurística guia é levada em consideração na escolha da próxima sessão.

Entretanto, permitir que as atribuições de potência dos nós ocorram de forma paralela para um subconjunto de sessões pode levar a obtenção de soluções que, possivelmente, não seriam obtidas pela abordagem SEQ.

A heurística sequencial-paralela (SPAR) constrói a solução de tal forma que a escolha da sessão prioriza aquelas com maior previsão de consumo de energia, a exemplo de SEQ, mas sem obrigar que as outras sessões da *LRSC* sejam consideradas apenas quando a conectividade *multicast* seja verificada para a sessão atualmente selecionada.

Por SPAR, ao selecionar uma sessão k da *LRSC*, o algoritmo não define o vetor de potências p^k da k -ésima sessão, mas sim a sessão que terá ajustado o nível de potência de transmissão para algum nó. Apenas quando verifica-se que há conectividade *multicast* entre nó fonte e todos os nós do conjunto destino para a sessão escolhida, ou quando não há ajuste de potência possível para qualquer nó na solução atual, esta sessão é removida da *LRSC* e uma nova sessão, até então não considerada, passa a integrar a *LRSC*. Este processo continua até que a *LRSC* se torne vazia.

O Algoritmo 4 mostra o pseudocódigo da heurística SPAR, que recebe o mesmo conjunto de parâmetros do Algoritmo 3. A inicialização do vetor solução P é feita na linha 1. Na linha 2, para cada sessão k é criado um conjunto S^k dos nós aptos a enviar a mensagem nesta sessão. Inicialmente, apenas o nó fonte s_k de cada sessão está apto ao envio.

A lista de sessões candidatas *LSC* e a lista restrita *LRSC* são inicializadas nas linhas 3 e 4. As linhas 5 a 21 determinam as iterações necessárias à construção da solução. Uma sessão k é selecionada aleatoriamente da *LRSC* na linha 6. Na linha 7 é criada a lista L , composta pelos nós para os quais é possível ajustar a potência de forma a incluir algum outro nó em S^k . Caso L não esteja vazia, a lista restrita de nós candidatos *LRNC* é criada na linha 9 e um nó u é selecionado desta lista na linha 10. O nó u selecionado ajustará sua potência de transmissão na linha 12 para um novo valor de potência suficiente para alcançar algum nó v , conforme o valor da função f que define a heurística

Algoritmo 4 SPAR (f, β, γ)

```

1: inicialize ( $P$ );
2:  $S^k \leftarrow s_k \forall k \in M$ ;
3:  $LSC \leftarrow$  lista de sessões ordenada decrescentemente conforme a previsão de consumo;
4:  $LRSC \leftarrow l_j$  onde  $l_j \in LSC$  e  $j \leq (\gamma \times |LSC|)$ ;
5: enquanto ( $|LSC| \neq 0$ ) faça
6:   atribua a  $k$  uma sessão de  $LRSC$  escolhida aleatoriamente;
7:    $L \leftarrow$  lista de nós  $i \in S^k$ , ordenados crescentemente conforme a função  $f$ ;
8:   se ( $|L| \neq 0$ ) então
9:      $LRNC \leftarrow l_i$ , onde  $l_i \in L$  e  $i \leq (\beta \times |L|)$ ;
10:    atribua a  $u$  um nó de  $LRNC$  escolhido aleatoriamente;
11:     $v \leftarrow \arg \min_{u \in S^k} f(u)$ ;
12:     $p_u^k \leftarrow p(u, v)$ ;
13:    para todo ( $w \in V \setminus S^k : p(u, w) \leq p_u^k$ ) faça
14:       $S^k \leftarrow S^k \cup \{w\}$ ;
15:    fim para
16:  fim se
17:  se ( $D_k \subset S^k$ ) ou ( $|L| = 0$ ) então
18:    remova  $k$  de  $LSC$ ;
19:     $LRSC \leftarrow l_j$  onde  $l_j \in LSC$  e  $j \leq (\gamma \times |LSC|)$ ;
20:  fim se
21: fim enquanto
22: retorne  $P$ ;
```

interna.

A atualização do conjunto de nós aptos a enviar a mensagem na sessão selecionada ocorre nas linhas 13 a 15. A sessão k é removida da LSC na linha 18 caso todos os nós do conjunto destino desta sessão tenham sido incluídos em S^k ou, caso não seja mais possível ajustar a potência de nenhum nó de S^k de forma a alcançar outros nós da rede. Em seguida, na linha 19, a lista $LRSC$ é atualizada.

Pode-se observar, a partir da linha 7 do Algoritmo 4, que é possível alternar a heurística interna a ser utilizada na escolha do nó candidato, bastando para tanto, que a função f utilizada na criação da lista L de nós candidatos não seja definida por parâmetro, mas escolhida dentro de um conjunto de heurísticas. Como cada uma das heurísticas internas é baseada em critérios diferentes, pode-se tirar proveito destas diferenças no sentido de diversificar as soluções geradas, possibilitando que regiões do espaço de soluções, diferentes daquelas exploradas por cada heurística individualmente, sejam exploradas.

4.1.3 Heurística total-paralela (TPAR)

Dependendo da distribuição geográfica dos nós da rede e da carga disponível nos nós, principalmente de nós de articulação entre diferentes regiões da área sensoriada, a heurística SPAR pode não ser adequada para garantir a conectividade *multicast* para todas as sessões do conjunto de entrada, já que por esta heurística, cada sessão que está fora da *LRSC* só pode ser avaliada após a saída de uma outra sessão desta lista. Quando uma nova sessão passa a compor a *LRSC*, já houve a redução da energia disponível nos nós que encaminharam a mensagem nas sessões para as quais já se tem o vetor de potências de transmissão definido. Como consequência, aumenta-se a chance de que a rede torne-se desconexa ou que níveis mais elevados de potência sejam necessários a alguns nós para que as mensagens das últimas sessões inseridas na lista cheguem a todos os nós dos conjuntos destinos destas sessões.

Na heurística total-paralela (TPAR) os ajustes de potência de transmissão dos nós ocorrem ao longo de várias rodadas de ajustes de potências de transmissão, sendo que em cada rodada é ajustado o nível de potência para um único nó de cada uma das sessões. A previsão de consumo é utilizada para guiar a ordem em que as sessões são escolhidas em cada rodada.

O Algoritmo 5 mostra o pseudocódigo da heurística TPAR, cujos parâmetros são os mesmos do Algoritmo 4 com exceção do parâmetro γ , já que TPAR não utiliza lista restrita de sessões candidatas. Após a inicialização do vetor solução P e do conjunto S^k de nós aptos a enviar a mensagem (linhas 1 e 2), a lista de sessões candidatas LSC é criada na linha 3. Uma lista auxiliar LS_AUX recebe uma cópia de LSC na linha 4.

A lista LS_AUX armazena as sessões que ainda não tiveram ajustada a potência de nenhum de seus nós na rodada corrente. No início de cada rodada, esta lista recebe uma cópia da LSC , e a cada iteração é selecionada na linha 6 uma sessão k a ter um nó escolhido para ajustar sua potência de transmissão. Nesta seleção é utilizado o método da roleta, onde as sessões com maior previsão de consumo de energia pela heurística guia têm maiores chances de serem selecionadas nas iterações iniciais de cada rodada.

Após uma sessão k ter sido selecionada, esta sessão é removida da lista auxiliar LS_AUX na linha 7 e somente será considerada novamente como candidata quando as outras sessões da LS_AUX tiverem sido escolhidas. A cada rodada, uma lista L de nós candidatos a ajuste de potência na sessão k é criada na linha 8. Caso a lista L não esteja vazia, nas linhas de 10 a 13 é executado o ajuste de potência de um dos nós candida-

tos da sessão corrente k e atualizado o vetor solução P . O conjunto S^k de nós aptos a encaminhar a mensagem nesta sessão é atualizado na linha 15.

Algoritmo 5 TPAR(f, β)

```

1: inicialize ( $P$ );
2:  $S^k \leftarrow s_k \forall k \in M$ ;
3:  $LSC \leftarrow$  lista de sessões;
4:  $LS\_AUX \leftarrow LSC$ ;
5: enquanto ( $|LSC| \neq 0$ ) faça
6:   atribua a  $k$  um índice de  $LS\_AUX$  com probabilidade proporcional à previsão de
     consumo;
7:   remova  $k$  de  $LS\_AUX$ ;
8:    $L \leftarrow$  lista de nós  $i \in S^k$ , ordenados crescentemente conforme a função  $f$ ;
9:   se ( $|L| \neq 0$ ) então
10:     $LRC \leftarrow l_i$ , onde  $l_i \in L$  e  $i \leq (\beta \times |L|)$ ;
11:    atribua a  $u$  um nó de  $LRC$  escolhido aleatoriamente;
12:     $v \leftarrow \arg \min_{u \in S^k} f(u)$ ;
13:     $p_u^k \leftarrow p(u, v)$ ;
14:    para todo ( $w \in V \setminus S^k : p(u, w) \leq p_u^k$ ) faça
15:       $S^k \leftarrow S^k \cup \{v\}$ ;
16:    fim para
17:    se ( $D_k \subset S^k$ ) então
18:      remova  $k$  de  $LSC$ ;
19:    fim se
20:  senão
21:    remova  $k$  de  $LSC$ ;
22:  fim se
23:  se ( $|LS\_AUX| = 0$ ) então
24:     $LS\_AUX \leftarrow LSC$ ;
25:  fim se
26: fim enquanto
27: retorne  $P$ ;
```

Pode-se verificar nas linhas 18 e 21 que, como ocorre na heurística SPAR, uma sessão é removida da lista de sessões candidatas quando todos os nós do conjunto destino foram inseridos no conjunto de nós que já receberam a mensagem ou quando não é possível enviar a mensagem para qualquer outro nó. A solução P , possivelmente viável, é retornada na linha 27.

4.2 Heurística de busca local externa

Nesta seção é apresentada uma heurística de busca local para explorar a vizinhança de soluções obtidas pelas heurísticas construtivas externas para o problema tratado nesta

tese. Dada uma solução incumbente $P = (p^1, p^2, \dots, p^K)$, o movimento *r-drop* consiste em tornar nulas r componentes de P , restaurando a energia dos nós que atuavam como transmissores nas sessões correspondentes a estas componentes. A busca local apresentada visa permitir que outros estados de energia da rede sejam considerados enquanto os níveis de potência de transmissão são definidos para as diversas sessões.

A ordem em que as heurísticas construtivas externas avaliam as sessões pode refletir diretamente na qualidade da solução, principalmente quando a rede é esparsa e com baixa carga de energia nos nós. Quanto mais reduzida for a carga disponível dos nós, há uma maior influência nos níveis de potência disponíveis para os nós nas diversas sessões. Isto pode comprometer a redução do consumo total de energia e o número de nós destino que efetivamente recebem a mensagem. Neste sentido, soluções obtidas para as últimas sessões avaliadas são geradas segundo uma quantidade de energia em que se considera que toda a energia requerida para as sessões avaliadas inicialmente já não está disponível.

Neste trabalho, a busca local que explora a vizinhança *r-drop* consiste em uma abordagem VNS (*variable neighborhood search*) [24, 25]. VNS é um método de busca que explora o espaço de soluções através de trocas gradativas da estrutura de vizinhança, onde estruturas mais abrangentes são exploradas sempre que nenhuma melhora na solução incumbente é verificada com a estrutura de vizinhança atual.

Se uma solução obtida a partir de um movimento é melhor que a solução incumbente, dois tipos de abordagens podem ser empregadas. Em uma abordagem do tipo primeiro aprimorante, a solução incumbente é substituída pela solução encontrada e a busca é reiniciada com a primeira estrutura de vizinhança para a nova solução incumbente. Por outro lado, quando a solução incumbente é substituída pela melhor solução obtida dentre todas as estruturas de vizinhança utilizadas, tem-se a abordagem do tipo melhor aprimorante.

Na busca local apresentada, foi utilizado o tipo primeiro aprimorante. O Algoritmo 6 mostra o pseudocódigo da VNS para o problema. O parâmetro P refere-se ao vetor solução e $maxViz$ define o tamanho máximo da estrutura de vizinhança. O parâmetro $maxIter$ refere-se ao critério de parada do VNS, indicando o número máximo de iterações permitidas sem atualização da solução incumbente, enquanto os parâmetros he e hi indicam, nesta ordem, as heurísticas externa e interna a serem utilizadas na etapa de reconstrução da solução.

Nas linhas 1, 2 e 3 do algoritmo são inicializados, respectivamente, o indicador da estrutura atual de vizinhança, o contador de iterações do algoritmo e a variável que armazena a melhor solução conhecida. As estruturas de vizinhança são exploradas no

Algoritmo 6 $VNS(P, maxViz, maxIter, he, hi)$

```

1:  $k \leftarrow 1$ ;
2:  $nItera \leftarrow 0$ ;
3:  $S^* \leftarrow P$ ;
4: enquanto ( $nItera - iteraBest < maxIter$ ) faça
5:   enquanto ( $k \leq maxViz$ ) faça
6:      $cont \leftarrow 0$ ;
7:     enquanto ( $cont \leq k$ ) faça
8:       atribua a  $i$  um índice selecionado no intervalo  $[1, |P|]$  com probabilidade pro-
           porcional a energia consumida em cada sessão;
9:        $p_j^i \leftarrow 0 \forall j \in V$ ;
10:       $cont \leftarrow cont + 1$ ;
11:     fim enquanto
12:      $reconstrói\_Solução(P, he, hi)$ ;
13:     se ( $energia(P) < energia(S^*)$ ) então
14:        $S^* \leftarrow P$ ;
15:        $k \leftarrow 1$ ;
16:        $iteraBest \leftarrow nItera$ ;
17:     senão
18:        $P \leftarrow S^*$ ;
19:        $k \leftarrow k + 1$ ;
20:     fim se
21:   fim enquanto
22:    $nItera \leftarrow nItera + 1$ ;
23: fim enquanto
24: retorne ( $S^*$ );

```

laço compreendido entre as linhas 5 e 21. Desta forma, caso o parâmetro $maxViz$ assumira valor igual a $|P|$, o algoritmo permite que toda a solução seja reconstruída. Nas linhas 7 a 11 são selecionadas as sessões para as quais os vetores de potência de transmissão correspondentes na solução P serão tornados nulos. Como indicado na linha 8, na escolha da sessão é dada chance proporcional a soma da energia consumida pelos nós nesta sessão.

Após tornar nulas r componentes da solução, a reconstrução da mesma ocorre na linha 12. A função $reconstrói_Solução()$ recebe a solução parcial P , além dos dois parâmetros he e hi , que indicam, nesta ordem, as heurísticas externa e interna a serem empregadas na reconstrução da solução. Esta parametrização permite que ao longo da execução do algoritmo diferentes heurísticas sejam combinadas.

Tendo em vista o tipo de movimento empregado, onde parte da solução é reconstruída a cada iteração, a busca local proposta não requer que a solução de partida seja viável quanto à conectividade das diversas sessões.

4.3 Resultados computacionais das heurísticas externas

Os experimentos foram realizados no mesmo ambiente descrito na seção de resultados das heurísticas internas no Capítulo 3. Cada uma das três heurísticas externas foi combinada com as quatro heurísticas internas, o que resultou em 12 versões de algoritmos construtivos para o problema apresentado nesta tese. Tendo em vista o fato de que a aleatoriedade atribuída aos algoritmos depende dos parâmetros β e γ , que definem os tamanhos das listas de nós e de sessões candidatas, cinco valores diferentes foram testados, como estabelecido nos testes realizados para as heurísticas internas.

Por apresentar tempos reduzidos de CPU, em todas as execuções utilizou-se a heurística construtiva *SPF* da literatura como heurística guia no cálculo da previsão de consumo, que consiste na heurística MP sem a restrição de limitação de energia dos nós. Além disso, após verificada a existência de conectividade *multicast* para uma dada sessão do conjunto, a busca local interna foi executada para a mesma. Nos experimentos realizados, após a execução de uma heurística construtiva externa, a VNS foi sempre executada com o parâmetro *maxViz* assumindo o valor dado pelo máximo entre três e 30% do número de sessões da instância, enquanto o parâmetro *maxIter* assumiu valor dado pelo mínimo entre o dobro de *maxViz* e 50% do número de sessões.

Os resultados apresentados referem-se a dez execuções de cada uma das 12 versões consideradas para cada valor definido para os parâmetros de aleatoriedade nas versões randomizadas e uma execução para as versões gulosas, totalizando 41 execuções.

4.3.1 Comparação com a abordagem exata

Inicialmente são comparados os resultados obtidos pelo resolvidor CPLEX com a melhor solução obtida por cada heurística nas 41 execuções. A Tabela 4.1 apresenta, para as instâncias com dez nós, a diferença percentual entre o custo da melhor solução obtida por cada heurística e o limite superior obtido a partir do modelo.

Comparando os resultados apresentados nesta tabela com os resultados das heurísticas internas apresentados no Capítulo 3, pode-se observar que as heurísticas externas propostas foram capazes de reduzir a diferença em relação ao limite superior obtido através do modelo em todas as instâncias. Enquanto foi possível obter a solução ótima para apenas uma instância utilizando-se as adaptações das heurísticas da literatura, como apresentado

na Tabela 3.1, com as abordagens externas foi possível alcançar a solução ótima para sete das 24 instâncias. Isto mostra que, ao se considerar o aspecto de múltiplas sessões através das heurísticas externas, foi possível reduzir significativamente os valores das diferenças percentuais médias em relação ao foi observado para as heurísticas internas.

Para as instâncias com cinco sessões, a melhor adaptação da literatura (MI) apresentou diferença percentual média de 5,48% na Tabela 3.1. Como pode ser visto na Tabela 4.1, esta mesma abordagem, quando combinada com as heurísticas externas SEQ, SPAR e TPAR, apresentou diferença de 1,43%, 0,49% e 0,49%, respectivamente. Redução semelhante é verificada para cada uma das heurísticas internas para todos os grupos de instâncias. Estes resultados reforçam a importância de se considerar as características do conjunto de sessões durante a construção da solução.

Para as instâncias com 20 sessões, a heurística MIDE que apresentou diferença média igual a 21,23% quando não considera o aspecto de múltiplas sessões, as heurísticas externas possibilitaram reduzir a diferença média de MIDE para menos de 5,0%. Por exemplo, para a instância 10_d2_20S_12.5P_500_A, onde a melhor solução de MIDE ficou a 17,46% da solução obtida pelo modelo, quando combinada às heurísticas SEQ, SPAR e TPAR a diferença foi reduzida para 0,94%, 1,65% e 1,63%, nesta ordem.

A partir das combinações que utilizam SEQ e SPAR, apenas aquelas que utilizam a heurística interna MIDE foram capazes de obter soluções para todas as instâncias em pelo menos uma das 41 execuções. Já através de TPAR, foram obtidas soluções para todas as instâncias a partir das quatro abordagens internas. A heurística TPAR, além de ter sido a única que obteve soluções para todas as combinações, foi a abordagem com as menores diferenças para a maioria das instâncias com 15 e 20 sessões.

Instância	LS	SEQ				SPAR				TPAR			
		MI	MP	MID	MIDE	MI	MP	MID	MIDE	MI	MP	MID	MIDE
10_d1_5S_12.5P_500_A	34,49*	0,00											
10_d2_5S_12.5P_500_A	33,06*	0,00											
10_d1_5S_12.5P_500_B	34,08*	6,92	1,70	1,70	4,86	1,70	5,09	5,48	4,50	1,70	6,20	5,09	1,70
10_d2_5S_12.5P_500_B	35,66*	0,00	0,00	0,00	1,74	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,74	1,74	0,00
10_d1_5S_12.5P_500_C	35,99*	0,38											
10_d2_5S_12.5P_500_C	41,35*	1,30	0,00	0,00	0,00	0,84	0,00	0,84	0,00	0,84	2,46	0,00	0,84
Média	-	1,43	0,35	0,35	1,16	0,49	0,91	1,12	0,81	0,49	1,80	1,20	0,49
10_d1_10S_12.5P_500_A	59,90*	0,36	0,36	0,46	1,87	0,33	0,33	0,36	2,02	0,33	2,02	0,33	0,33
10_d2_10S_12.5P_500_A	72,10*	4,78	1,41	3,72	2,50	3,22	0,00	5,14	1,08	2,10	0,00	0,00	1,08
10_d1_10S_12.5P_500_B	73,06*	5,26	5,90	5,74	4,32	7,85	4,36	4,32	4,32	6,27	4,67	3,01	3,74
10_d2_10S_12.5P_500_B	75,49*	4,40	1,43	5,10	1,18	5,07	0,48	5,10	1,18	0,00	0,95	0,00	0,00
10_d1_10S_12.5P_500_C	82,87*	9,43	7,38	8,07	8,32	9,73	8,02	6,03	9,11	9,79	10,65	7,22	8,95
10_d2_10S_12.5P_500_C	78,83	6,00	0,96	11,12	0,91	1,33	0,82	9,87	2,12	0,46	0,00	1,97	2,41
Média	-	5,04	2,91	5,70	3,18	4,59	2,34	5,14	3,31	3,16	3,05	2,09	2,75
10_d1_15S_12.5P_500_A	96,24*	1,77	3,64	3,64	3,80	3,26	3,64	3,08	1,80	3,64	4,48	2,32	4,21
10_d2_15S_12.5P_500_A	126,78	9,26	5,31	10,67	0,76	9,79	3,73	12,08	0,83	0,62	0,60	0,31	0,44
10_d1_15S_12.5P_500_B	92,52*	1,67	1,87	0,22	0,89	1,11	1,67	1,51	1,19	1,46	1,46	0,22	1,11
10_d2_15S_12.5P_500_B	131,98	-	10,81	-	3,48	16,40	14,56	-	3,31	4,36	3,41	4,97	4,17
10_d1_15S_12.5P_500_C	123,57*	6,76	7,06	5,59	8,11	6,02	6,91	7,45	7,55	7,68	4,81	4,32	7,59
10_d2_15S_12.5P_500_C	128,15	-	-	-	7,03	-	28,48	-	5,75	5,82	6,92	6,89	5,03
Média	-	4,87	5,74	5,03	4,01	7,31	9,83	6,03	3,41	3,93	3,62	3,17	3,76
10_d1_20S_12.5P_500_A	131,22*	1,47	1,45	1,53	1,17	2,31	2,33	1,47	2,14	1,44	1,47	2,06	2,33
10_d2_20S_12.5P_500_A	159,17	-	-	-	0,94	-	-	-	1,65	1,09	0,32	0,64	1,63
10_d1_20S_12.5P_500_B	149,95*	7,54	8,08	9,63	6,86	7,63	3,91	8,75	5,81	8,30	3,24	8,27	5,17
10_d2_20S_12.5P_500_B	183,47	-	-	-	2,41	-	-	-	2,90	3,17	2,79	2,91	2,03
10_d1_20S_12.5P_500_C	194,59	14,83	9,95	-	11,99	-	14,01	-	10,97	11,41	11,64	11,25	10,90
10_d2_20S_12.5P_500_C	195,73	-	-	-	4,20	-	-	-	5,16	5,32	5,56	5,46	5,16
Média	-	7,94	6,49	5,58	4,59	4,97	6,75	5,11	4,77	5,12	4,17	5,10	4,54

Tabela 4.1: Diferença percentual entre o custo da melhor solução obtida por cada heurística externa com variação de hi e o limite superior obtido pela abordagem exata para as 24 instâncias com dez nós.

4.3.2 Comparação entre as heurísticas externas

Na comparação entre as heurísticas externas, as mesmas métricas são igualmente aplicadas. Para as versões gulosas, a métrica *Sucesso* percentual indica o percentual de instâncias para as quais uma solução viável foi obtida, enquanto que para as versões randomizadas, indica o percentual de execuções em que o algoritmo obteve uma solução viável.

Para avaliar o efeito da variação do parâmetro hi , que define a heurística interna utilizada na etapa de reconstrução da solução na metaheurística VNS, dois conjuntos de testes foram realizados. No primeiro, para cada execução de uma dada heurística externa, a heurística interna utilizada na construção foi a mesma utilizada no procedimento *reconstrói_Solução* (P, he, hi). No segundo conjunto de testes, para cada chamada da VNS, o parâmetro hi foi escolhido aleatoriamente, de forma que na reconstrução da solução, qualquer uma das quatro heurísticas internas teve igual chance de ser escolhida. Nos dois conjuntos de testes, o parâmetro he , que define a heurística externa utilizada na VNS na chamada do procedimento *reconstrói_Solução*, foi sempre TPAR, já que em testes preliminares esta heurística demonstrou maior capacidade de obter soluções viáveis.

Os resultados são apresentados em duas seções. Inicialmente, as versões gulosas das heurísticas são comparadas. Posteriormente, uma avaliação do comportamento das heurísticas gulosas randomizadas é feita conforme o parâmetro de aleatoriedade usado no experimento.

4.3.3 Resultados computacionais das versões gulosas

Para cada uma das 12 combinações de heurísticas externas com internas, foi feita uma execução, para a qual os parâmetros β e γ assumiram valor zero, o que implica na versão gulosa quanto às listas de nós e de sessões candidatas.

Após a execução de cada uma das 12 combinações de heurística interna com externa, uma execução da VNS foi feita tomando como parâmetro hi a mesma heurística interna utilizada na etapa construção. A Tabela 4.2 apresenta o resumo dos resultados para o primeiro conjunto de testes.

Pelos valores apresentados pelas heurísticas para a métrica *Mdif*, observa-se que as heurísticas externas não atribuem às heurísticas internas um diferencial muito acentuado em termos de desvio percentual médio em relação à melhor solução. Em relação a $\#Best$,

pode-se ver que a heurística interna MI, para qualquer heurística externa, sempre foi a que encontrou a melhor solução para o maior número de instâncias. Para esta mesma métrica, se forem consideradas apenas as heurísticas externas, vê-se que as combinações de heurísticas internas MI, MP e MID com a externa TPAR sempre apresentaram melhores resultados que suas correspondentes com SEQ e SPAR. Este comportamento é reforçado pelo resultado apresentado pelas heurísticas quanto ao *Score* para as versões com TPAR.

Quanto ao *Score* das combinações que empregam MIDE, observou-se os piores resultados nas três heurísticas externas. Estes resultados são compatíveis aos apresentados por MIDE para o PMCEM mostrados no Capítulo 3.

Métricas	SEQ				SPAR				TPAR			
	MI	MP	MID	MIDE	MI	MP	MID	MIDE	MI	MP	MID	MIDE
<i>Mdif</i>	2,96	9,55	2,64	11,08	2,98	9,68	2,60	11,44	3,03	8,92	2,63	11,86
<i>#Best</i>	34	11	24	5	33	12	29	6	52	18	34	3
<i>Score</i>	433	578	457	764	445	602	449	764	277	553	325	797
<i>Sucesso (%)</i>	70,83	86,67	70,83	83,33	70,00	85,83	70,83	84,17	100,00	100,00	86,67	85,83
<i>Tempo</i>	1,56	1,87	17,51	40,06	1,48	1,93	20,00	33,05	2,25	1,96	16,70	35,54

Tabela 4.2: Resumo dos resultados das heurísticas externas gulosas com *hi* fixada na VNS para as 120 instâncias.

Os resultados apresentados pelas combinações de heurísticas MI, MP e MID com TPAR quanto a métrica *Sucesso* percentual na Tabela 4.2, combinados com os resultados quanto às outras métricas, mostram que por TPAR foi possível obter soluções de menor consumo de energia e garantir um maior número de sessões para as quais pode-se garantir a conectividade entre o nó fonte e os nós do conjunto destino.

No caso da combinação TPAR-MI e TPAR-MP, foi possível obter solução viável para todas as instâncias, e TPAR-MID apresentou resultados com aumentos em torno de 15 pontos percentuais em relação às suas correspondentes combinadas com SEQ ou SPAR. Observa-se, entretanto, que para a heurística interna MIDE, o ganho em termos de viabilidade das soluções com TPAR não acompanhou o que foi obtido pelas as demais heurísticas internas.

Quanto aos tempos médios, devido às suas funções de avaliação de nós candidatos, as combinações com MID e MIDE tiveram os piores resultados. É possível observar que a heurística externa não influenciou negativamente nos tempos de CPU. O aumento no tempo médio da heurística interna MI, ao se comparar as combinações com SEQ e SPAR com a que utiliza TPAR, pode ser justificado pelo aumento no número de soluções viáveis, fato que pode ter levado a um número maior de iterações da VNS.

No segundo conjunto de testes, a heurística interna *hi*, utilizada na fase de reconstrução da solução durante a busca local por VNS, foi escolhida aleatoriamente. Os resultados

deste conjunto de testes são apresentados na Tabela 4.3.

Em relação aos resultados das versões com hi fixada, a Tabela 4.3 mostra que as versões com variação de hi apresentam um comportamento mais uniforme quanto à diferença percentual média em relação à melhor solução conhecida, o que pode ser observado pelos resultados apresentados pelas combinações de heurísticas externas que empregam MP ou MIDE. Isto se explica pelo fato de que, para cada solução obtida na construção, ao se reconstruir a conectividade de até 30% das sessões na VNS, outras heurísticas internas podem ser escolhidas.

Métricas	SEQ				SPAR				TPAR			
	MI	MP	MID	MIDE	MI	MP	MID	MIDE	MI	MP	MID	MIDE
<i>Mdif</i>	2,02	2,27	1,96	1,85	2,22	2,04	1,88	1,90	1,86	1,95	2,01	2,19
<i>#Best</i>	7	6	12	13	6	11	6	20	17	15	15	11
<i>Score</i>	637	631	612	508	649	582	653	536	504	544	567	574
<i>Sucesso</i> (%)	70,83	86,67	70,00	85,00	70,83	85,93	69,18	83,33	100,00	99,17	85,83	86,67
<i>Tempo</i>	18,45	20,23	22,85	27,47	16,48	23,04	21,46	28,46	30,64	25,99	23,34	26,52

Tabela 4.3: Resumo dos resultados das heurísticas externas gulosas com hi variada na VNS para as 120 instâncias.

Ao se analisar os resultados quanto à métrica *#Best* para as versões em que hi é variada na VNS, observa-se que novamente as combinações de MI, MP e MID com TPAR apresentaram melhores resultados que as que utilizam SEQ ou SPAR. Entretanto, o melhor resultado é apresentado por SPAR-MIDE, que apresentou o terceiro pior resultado para a versão com hi fixada. Os resultados apontam a heurística interna MIDE como uma abordagem interessante tanto no que se refere a *#Best* quanto a *Mdif*, principalmente quando combinada com SEQ ou SPAR.

Pela Tabela 4.3, observa-se pela linha *Sucesso* que, ao contrário do que ocorreu nas demais métricas, a variação da heurística interna na VNS não implicou em uma mudança acentuada de comportamento das heurísticas em relação ao que foi apresentado pelas versões em que hi foi fixada. Além disso, vê-se facilmente que para qualquer heurística interna, TPAR apresenta maior percentual de viabilidade que suas correspondentes com SEQ e SPAR.

Novamente, como verificado para as versões com hi fixada, destaca-se o ganho da heurística MI em termos de viabilidade quando combinada com TPAR. Neste sentido, embora a função de avaliação de nós candidatos utilizada em MI não considere nenhum aspecto referente à conservação de energia, como em MIDE, pode-se afirmar que a imposição de que um nível de potência seja ajustado por vez para cada sessão, principal contribuição de TPAR, implica no uso mais adequado da energia disponível na rede.

Por último, quanto aos tempos médios, nas versões com hi variada, como esperado,

houve um aumento nos tempos médios das heurísticas internas MI e MP em relação ao que se verificou nas versões com hi fixada. Isto se explica pelo possível uso de MID e MIDE, que demandam mais tempo de CPU, durante a busca local em que a solução de partida foi obtida por MI ou MP. Pode-se observar que em todas as heurísticas externas, quando combinadas com MIDE, houve uma queda nos tempos médios e aumento de $\#Best$ ao se variar hi , enquanto o inverso ocorreu para as demais heurísticas internas. Deve-se, então, avaliar o ganho efetivo em termos de custo das soluções para as versões com e sem variação de hi na VNS para se verificar a relação custo-benefício da variação de hi para as diversas combinações de heurísticas.

Como forma de comparar as versões gulosas das heurísticas externas com e sem variação do parâmetro hi na VNS quanto à qualidade das soluções geradas, a Tabela 4.4 apresenta, para cada grupo de instância definido pelo número de nós da rede, a variação percentual média das versões com variação do parâmetro hi na VNS em relação às versões correspondentes em que a mesma heurística interna é utilizada no procedimento de reconstrução da solução. Para tanto, a média do custo da solução obtida por cada heurística para cada conjunto de instância foi calculada para ambas versões e o ganho percentual de cada combinação de heurística interna com externa foi calculado. Os valores destacados em negrito indicam a heurística que apresentou o maior ganho médio para o total de instâncias.

Grupo de instância	SEQ				SPAR				TPAR			
	MI	MP	MID	MIDE	MI	MP	MID	MIDE	MI	MP	MID	MIDE
i_10	10,06	14,21	0,89	14,84	3,91	20,31	16,88	19,16	5,99	12,98	4,12	15,70
i_25	2,96	5,97	6,95	12,84	2,94	5,67	6,78	13,35	2,70	6,04	5,06	14,09
i_50	-0,26	10,83	3,80	12,43	0,21	11,67	3,67	12,55	-0,02	11,59	3,52	12,12
i_75	4,16	11,24	5,59	6,33	4,54	11,49	5,15	8,09	7,11	11,30	4,04	6,21
i_100	4,64	3,21	3,11	7,80	4,44	4,06	3,11	8,03	3,76	2,89	2,75	8,08
Média	4,31	9,09	4,07	10,85	3,21	10,64	7,12	12,24	3,91	8,96	3,90	11,24

Tabela 4.4: Variação percentual no custo médio das soluções das heurísticas construtivas externas gulosas com variação de hi na VNS em relação à versão com hi fixada por grupo de instâncias.

Pode-se verificar na Tabela 4.4 que, com exceção de SEQ-MI e TPAR-MI para as instâncias com 50 nós, todas as combinações de algoritmos testadas conseguiram melhorar o custo médio das soluções obtidas ao se combinar diferentes heurísticas internas na reconstrução da solução. As combinações SEQ-MIDE, SPAR-MIDE e TPAR-MIDE foram as que apresentaram as maiores médias de ganho percentual, o que era esperado tendo em vista o elevado valor do $Score$ destas combinações quando hi é fixada.

Pela variação dos valores apresentados por MIDE para métrica $\#Best$ em relação às versões com e sem variação de hi , pode-se afirmar que o ganho no custo percentual

médio de MIDE para as três heurísticas externas foi o suficiente não apenas para reduzir o custo das soluções, mas também para permitir que MIDE passasse a encontrar soluções iguais às melhores conhecidas para um número maior de instâncias. Já para MP, embora a variação de hi na VNS tenha refletido ganhos médios acima de 8,9% para as três heurísticas externas, este ganho não implicou em um aumento significativo no número de vezes em que MP obteve solução de valor igual a melhor solução conhecida.

Para avaliar o comportamento das heurísticas quanto aos parâmetros de randomização que definem as listas restritas de nós e de sessões candidatas, a seguir são apresentados os resultados das versões das heurísticas externas gulosas randomizadas apresentadas nesta tese.

4.3.4 Resultados computacionais das versões gulosas randomizadas

Nesta seção são apresentados os resultados das três heurísticas externas randomizadas combinadas com as heurísticas internas. Como apresentado para as heurísticas gulosas, os testes foram feitos para as versões em que a heurística interna utilizada na construção da solução foi a mesma utilizada como parâmetro hi na VNS e para as versões em que hi variou na VNS.

Mesmo tratando-se de diferentes parâmetros que definem de aleatoriedade, nos testes realizados optou-se por utilizar valores idênticos para os parâmetros β e γ nos Algoritmos 3 e 4. Desta forma, o aspecto guloso das heurísticas refere-se tanto à escolha do nó candidato quanto à escolha da sessão candidata. Para cada combinação de heurística construtiva, dez execuções foram feitas para cada um dos quatro valores de parâmetro de aleatoriedade testados, totalizando então 40 execuções de cada combinação. Os resultados são apresentados conforme o valor definido para o parâmetro de aleatoriedade. Para o cálculo das métricas $Mdif$ e $\#Best$, utilizou-se como $Best$ de cada instância, a melhor solução obtida dentre todas as 40 execuções realizadas.

A Tabela 4.5 apresenta o resumo dos resultados das versões sem variação de hi , onde verifica-se que os maiores valores para $\#Best$ e os menores valores de $Mdif$ foram apresentados pelas heurísticas quando β e γ assumiram valor 0, 10. Observa-se que as combinações de heurísticas externas com MID apresentaram os melhores resultados quanto a $Mdif$ e $Score$ para os quatro valores de parâmetro de aleatoriedade usados no experimento. Comportamento semelhante foi verificado para estas combinações nas versões gulosas. Por outro lado, as combinações de heurísticas externa com a interna MP foram

as que apresentaram os piores resultados quanto a $\#Best$ e encontraram soluções iguais às melhores conhecidas apenas quando β e γ assumiram valor 0, 10.

Quanto ao *Score*, diferente do que foi observado nos resultados das versões gulosas, a heurística externa TPAR não apresentou resultados melhores que SEQ e SPAR. Observa-se ainda que MIDE apresentou os piores resultados para todos os parâmetros de aleatoriedade em qualquer das três heurísticas externas, comportamento semelhante ao apresentado nas versões gulosas.

No que se refere à métrica *Sucesso* percentual, a exemplo do que foi observado para as versões gulosas, vê-se pela Tabela 4.5 que as heurísticas internas, quando combinadas com TPAR, sempre apresentaram melhores resultados que suas correspondentes combinadas com SEQ ou SPAR para qualquer valor do parâmetro de aleatoriedade testado, com destaque para as combinações que empregam MI ou MP.

Parâmetro de aleatoriedade	Métrica	SEQ				SPAR				TPAR			
		MI	MP	MID	MIDE	MI	MP	MID	MIDE	MI	MP	MID	MIDE
$\beta = \gamma = 0, 1$	<i>Mdif</i>	8,01	14,22	5,02	16,86	8,04	14,31	5,06	16,75	7,48	13,17	5,17	17,51
	<i>#Best</i>	6	1	11	12	6	3	15	12	25	9	19	10
	<i>Score</i>	357	652	196	797	348	644	184	788	368	641	227	830
	<i>Sucesso (%)</i>	69,25	86,25	69,42	83,92	69,08	84,83	69,17	84,00	99,67	99,50	85,00	85,92
	<i>Tempo</i>	3,02	3,72	33,75	30,35	2,83	3,56	35,06	32,54	4,26	4,13	34,66	32,78
$\beta = \gamma = 0, 2$	<i>Mdif</i>	19,76	24,29	14,17	25,98	19,90	24,12	14,61	25,99	18,64	22,87	13,39	26,12
	<i>#Best</i>	0	0	3	5	0	0	0	7	3	0	1	10
	<i>Score</i>	442	617	166	768	450	609	189	771	526	655	210	757
	<i>Sucesso (%)</i>	69,25	84,75	68,25	83,08	69,00	84,00	68,08	83,08	99,75	99,92	85,50	85,83
	<i>Tempo</i>	2,86	3,45	27,69	27,45	2,76	3,29	28,80	26,52	3,96	3,80	28,66	27,78
$\beta = \gamma = 0, 3$	<i>Mdif</i>	32,59	36,73	24,10	36,32	32,24	36,67	23,77	36,61	29,17	34,86	21,60	36,87
	<i>#Best</i>	8	0	11	6	11	0	10	9	14	0	12	6
	<i>Score</i>	468	677	183	725	470	656	160	737	495	688	217	758
	<i>Sucesso (%)</i>	69,42	83,50	64,58	82,17	69,33	82,75	65,58	82,25	99,42	99,83	85,33	85,83
	<i>Tempo</i>	3,00	3,22	22,15	21,20	3,20	3,17	23,55	21,13	3,80	3,61	24,84	21,38
$\beta = \gamma = 0, 4$	<i>Mdif</i>	46,91	52,09	33,81	47,98	46,94	52,74	33,67	47,87	43,05	50,42	31,69	47,78
	<i>#Best</i>	4	0	9	4	2	0	4	4	2	0	6	5
	<i>Score</i>	496	727	163	692	511	759	168	680	486	772	180	727
	<i>Sucesso (%)</i>	70,25	81,92	66,25	78,92	70,17	81,42	67,75	80,67	99,67	99,75	84,50	86,00
	<i>Tempo</i>	2,80	3,27	18,72	17,36	2,86	2,91	19,30	17,71	3,54	3,37	20,77	18,01

Tabela 4.5: Resumo dos resultados quanto à qualidade das soluções das heurísticas externas com hi fixada na VNS, conforme o parâmetro de aleatoriedade para as 120 instâncias.

No segundo conjunto de testes para as heurísticas randomizadas, foram executadas as versões onde a heurística interna utilizada na etapa de reconstrução da VNS foi escolhida aleatoriamente. A Tabela 4.6 apresenta os resultados deste experimento. Observa-se que as combinações de heurísticas que utilizam MI, MP e MIDE na construção apresentaram redução nos valores apresentados para as métricas *Mdif*. Para as combinações com MID, embora tenha havido aumento nos valores de *Mdif* em relação ao que apresentou na Tabela 4.5, os resultados destas combinações quanto a *#Best* indicam que a variação de *hi* na VNS permitiu que as heurísticas obtivessem soluções iguais a melhor solução conhecida em um número maior de execuções.

Os valores apresentados para *Score* nos testes com variação de *hi* na VNS, quando comparados com observado nos testes com *hi* fixada, indicam que MP e MIDE influenciaram no aumento do *Score* das combinações com MI e MID com a variação de *hi*, enquanto MI e MID influenciaram na redução dos valores de *Mdif* e *#Best* das combinações que empregam MP e MIDE.

O *Sucesso* percentual apresentado pelas heurísticas ao se variar *hi* manteve-se praticamente estável em relação ao que se observa na Tabela 4.5. Novamente, TPAR contribuiu para aumento do número de execuções com soluções viáveis em todas as combinações com heurísticas internas quando comparada com SEQ e SPAR.

Quanto aos tempos médios de uso de CPU, como era esperado, houve aumento para as combinações que empregam MI e MP quando comparados aos tempos médios apresentados pelas suas versões com *hi* fixada, já que as heurísticas internas que demandam mais tempo de processamento que MI e MP passaram a ser possivelmente empregadas na reconstrução da solução pela VNS.

Parâmetro de aleatoriedade	Métrica	SEQ				SPAR				TPAR			
		MI	MP	MID	MIDE	MI	MP	MID	MIDE	MI	MP	MID	MIDE
$\beta = \gamma = 0, 1$	<i>Mdif</i>	5,77	5,55	5,60	5,63	5,78	5,71	5,83	5,53	5,38	5,47	5,72	5,76
	<i>#Best</i>	19	25	21	25	16	21	21	24	29	24	19	20
	<i>Score</i>	425	492	438	539	462	556	533	506	495	526	581	570
	<i>Sucesso</i> (%)	69,25	86,33	69,42	83,92	69,42	85,33	68,83	84,08	99,75	99,50	85,00	85,92
	<i>Tempo</i>	20,13	23,17	20,36	22,14	17,79	22,24	20,04	21,65	26,27	25,43	20,27	21,67
$\beta = \gamma = 0, 2$	<i>Mdif</i>	16,85	15,99	16,86	15,28	16,61	16,11	16,91	15,22	15,77	15,69	15,43	15,23
	<i>#Best</i>	7	10	7	11	10	13	7	12	10	12	11	16
	<i>Score</i>	490	466	485	560	433	495	490	523	563	527	592	533
	<i>Sucesso</i> (%)	69,08	84,67	67,92	83,08	69,08	84,42	67,75	83,08	99,75	99,92	85,50	86,08
	<i>Tempo</i>	17,64	20,81	17,31	17,94	16,63	19,76	17,78	18,69	21,99	22,25	17,77	19,55
$\beta = \gamma = 0, 3$	<i>Mdif</i>	28,40	27,22	28,55	25,73	28,02	27,21	28,92	25,55	27,01	26,60	25,37	25,62
	<i>#Best</i>	6	9	12	7	10	10	9	13	9	10	10	12
	<i>Score</i>	513	491	448	544	450	492	547	528	598	518	520	577
	<i>Sucesso</i> (%)	69,42	83,75	64,50	82,17	69,17	83,25	65,50	82,75	99,50	99,75	85,25	86,00
	<i>Tempo</i>	16,90	17,09	14,87	15,73	16,99	16,99	14,29	14,95	18,15	18,52	15,00	16,42
$\beta = \gamma = 0, 4$	<i>Mdif</i>	40,73	39,26	40,96	38,06	40,27	39,70	40,36	38,01	39,35	38,94	38,22	37,10
	<i>#Best</i>	6	8	7	3	4	8	8	5	3	2	7	5
	<i>Score</i>	545	474	601	522	509	542	552	527	577	471	582	455
	<i>Sucesso</i> (%)	70,00	81,50	66,17	79,00	70,17	82,00	67,25	80,75	99,58	99,83	84,50	85,92
	<i>Tempo</i>	14,45	14,44	11,81	13,23	13,80	14,16	11,85	13,60	14,85	15,34	12,63	13,75

Tabela 4.6: Resumo dos resultados quanto à qualidade das soluções das heurísticas externas com *hi* variada na VNS, conforme o parâmetro de aleatoriedade para as 120 instâncias.

Procurou-se verificar se o ganho percentual no custo médio das soluções, observado nas versões gulosas das heurísticas ao se variar a heurística interna hi na VNS, mantinha-se nas versões randomizadas. Para tanto, calculou-se a variação percentual média quanto aos custos das soluções que cada heurística apresentou, conforme o parâmetro de aleatoriedade, para cada conjunto de instâncias, definido pelo número de nós da rede. A Tabela 4.7 apresenta os resultados comparativos do experimento. Nesta tabela, os valores destacados em negrito indicam os casos onde houve perda na qualidade da solução ao se variar hi na VNS.

Pode-se observar que a heurística interna MID apresentou, na média, aumento no custo das soluções ao se variar hi na VNS para os quatro valores do parâmetro de aleatoriedade. Entretanto, para as instâncias do grupo i_{10} , com 10 nós, houve ganho com MID para parâmetros de aleatoriedade dados por 0, 1 e 0,2. O resultado médio negativo apresentado pelas combinações de heurística que utilizam MID confirmam o aumento nos valores de $Mdif$ e de $Score$ para estas combinações quando os resultados da Tabela 4.5 são comparados com os da Tabela 4.6.

Este comportamento da heurística MID, alinhado ao fato desta heurística ter apresentado um baixo percentual de execuções com soluções viáveis, sugere que suas soluções esgotam prematuramente a energia disponível de nós de ligação entre diferentes regiões da área sensoriada. Pode-se observar que, embora MI apresente valores para $Sucesso$ percentual próximos aos apresentados por MID para SEQ e SPAR, esta heurística se adapta melhor à variação de hi , apresentando ganhos médios que chegam a quase 4% para a heurística externa SPAR com parâmetro de aleatoriedade 0,4.

Enquanto as combinações de heurística externa com MIDE apresentaram ganhos médios acima de 10% para o total de instâncias nas versões gulosas, pode-se observar nas versões randomizadas que estes ganhos caem à medida que se aumenta o valor do parâmetro de aleatoriedade. Vê-se também pela Tabela 4.7 que os ganhos médios das heurísticas dependem fortemente do grupo de instância e do parâmetro de aleatoriedade, como pode ser visto ao se comparar os resultados apresentados para as instâncias dos grupos i_{10} em oposição ao que é observado para as dos grupos i_{75} e i_{100} .

Parâmetro de aleatoriedade	Grupo de instâncias	SEQ				SPAR				TPAR			
		MI	MP	MID	MIDE	MI	MP	MID	MIDE	MI	MP	MID	MIDE
$\beta = \gamma = 0, 1$	i_10	16,31	13,33	1,82	14,53	6,34	8,11	6,68	13,61	4,31	10,17	2,33	15,32
	i_25	-0,19	1,13	0,00	10,94	-0,28	1,24	1,00	11,14	-0,65	1,14	-0,20	11,89
	i_50	-2,16	6,07	-1,91	6,86	-1,82	6,36	-2,40	7,06	-2,32	5,85	-2,23	7,15
	i_75	0,80	8,44	-3,17	6,80	0,57	7,94	-3,07	7,00	4,23	8,09	-3,09	6,92
	i_100	0,20	5,26	-3,18	6,29	0,05	5,28	-3,04	5,75	-0,30	2,34	-2,85	5,63
Média	-	2,99	6,85	-1,29	9,08	0,97	5,79	-0,16	8,91	1,06	5,52	-1,21	9,38
$\beta = \gamma = 0, 2$	i_10	8,71	12,30	1,40	10,69	6,09	11,25	6,74	10,25	3,37	9,22	1,25	11,39
	i_25	-5,03	-1,38	-1,05	11,07	-0,52	-2,18	-7,14	8,09	-1,43	-0,91	-2,29	10,94
	i_50	0,52	6,66	-1,84	7,20	1,26	6,68	-2,89	6,89	-0,67	5,79	-2,67	11,04
	i_75	3,17	6,72	-4,86	8,07	2,36	6,47	-4,95	7,13	6,04	6,57	-5,54	6,22
	i_100	3,30	6,03	-3,71	4,91	4,53	6,11	-3,81	5,38	2,04	2,62	-3,43	5,63
Média	-	2,13	6,07	-2,01	8,39	2,75	5,67	-2,41	7,55	1,87	4,66	-2,54	9,04
$\beta = \gamma = 0, 3$	i_10	5,07	12,11	-5,61	10,34	7,87	9,56	-1,28	9,31	1,20	9,40	1,65	9,95
	i_25	-1,31	-3,17	-2,64	9,18	0,31	-3,37	-4,10	8,64	-2,46	-2,41	-3,59	8,92
	i_50	-1,06	5,19	-5,09	8,03	-0,02	7,71	-5,15	7,45	-2,17	6,26	-4,97	12,65
	i_75	4,47	7,84	-8,07	5,61	2,90	7,36	-8,97	5,31	3,48	7,52	-7,11	7,15
	i_100	7,53	8,26	-4,22	6,23	7,17	7,82	-5,90	6,10	3,18	3,80	-5,18	6,01
Média	-	2,94	6,04	-5,13	7,88	3,65	5,82	-5,08	7,36	0,64	4,92	-3,84	8,94
$\beta = \gamma = 0, 4$	i_10	1,08	5,09	-2,80	6,34	0,63	3,58	-0,86	6,47	-0,05	4,83	-1,21	6,50
	i_25	3,88	1,67	-3,66	7,91	4,08	-0,60	-4,09	6,09	-2,43	-0,23	-6,13	8,46
	i_50	0,06	9,22	-10,35	6,76	-0,23	5,24	-6,80	6,79	-1,76	6,43	-7,15	7,56
	i_75	2,20	11,06	-7,27	5,75	3,41	8,86	-4,11	7,40	5,69	10,45	-8,44	7,78
	i_100	6,24	11,17	-7,36	7,20	12,06	11,89	-7,00	6,79	6,53	7,45	-7,04	5,98
Média	-	2,69	7,64	-6,29	6,79	3,99	5,79	-4,57	6,71	1,60	5,79	-5,99	7,25

Tabela 4.7: Variação percentual no custo médio das soluções das heurísticas construtivas externas randomizadas com variação de hi na VNS em relação à versão com hi fixada por grupo de instâncias.

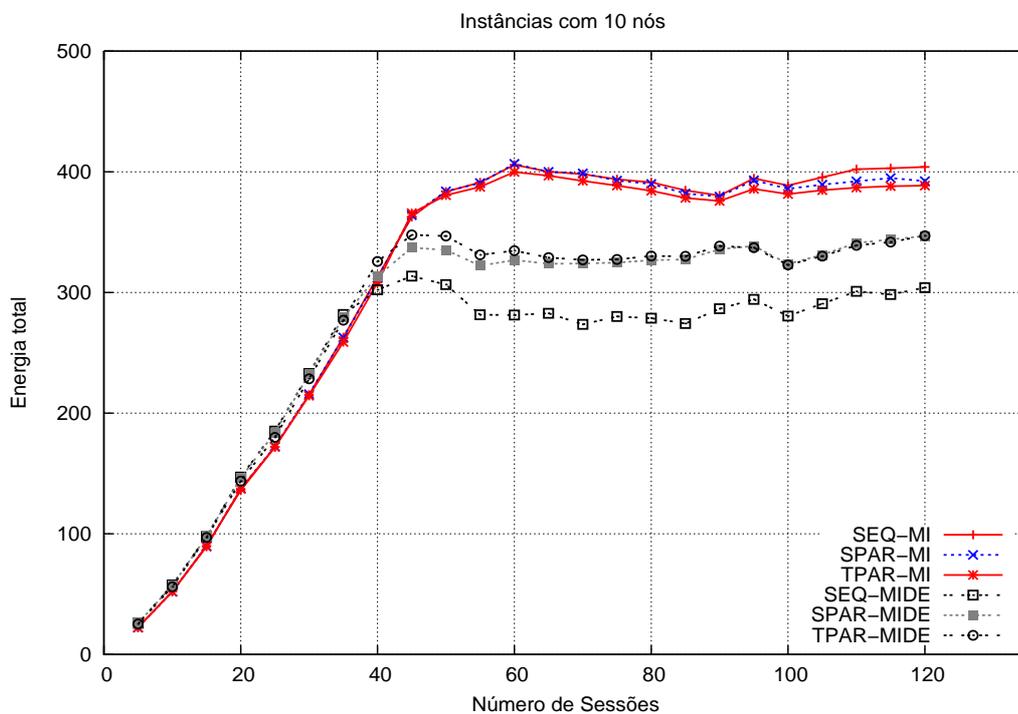
Observou-se nos resultados apresentados para as versões gulosas com hi fixada que as combinações de algoritmos que empregam MI e MIDE apresentaram comportamentos opostos quanto ao *Sucesso* percentual e à *MDif*. Enquanto MI apresentou a maior variação de resultado quanto ao *Sucesso* percentual e menor variação quanto a *MDif* para as três heurísticas externas, MIDE manteve-se estável para estas duas métricas, mostrando-se não receber influência da heurística externa.

Para estas duas heurísticas internas, com objetivo de verificar a relação entre energia consumida e número de nós destino alcançados, um outro experimento foi realizado. Para tanto foram criadas instâncias onde atribuiu-se 100 unidades de energia ao nó fonte e 50 unidades aos demais nós. Nos testes realizados, foram consideradas instâncias com número de nós fixado em 10, 25 e 50. Para cada um destes valores, foram criadas 24 instâncias com número de sessões variando de 5 e 120, em intervalos de cinco sessões. As instâncias com maior número de sessões englobam as sessões das instâncias com menor número. Para cada uma das instâncias geradas, as heurísticas externas, combinadas com as heurísticas MI e MIDE, foram executadas 100 vezes sem a busca local externa.

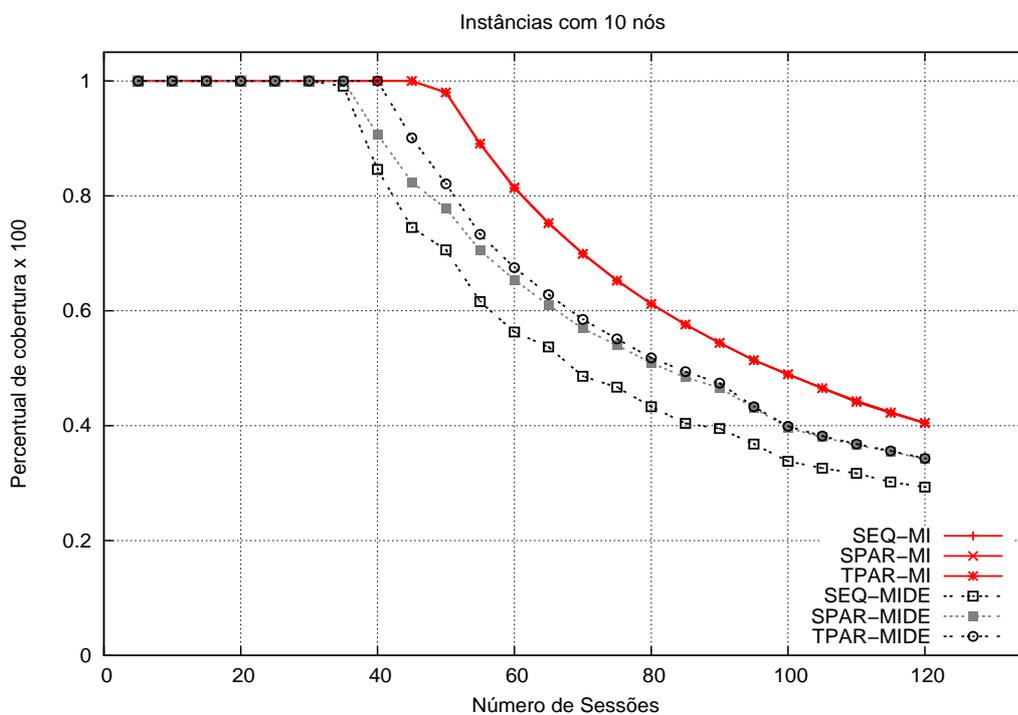
Na apresentação dos resultados deste experimento, um nó destino é dito coberto quando, na solução obtida pelo algoritmo, foi possível estabelecer conectividade entre o nó fonte e este nó. Nos testes realizados, mesmo quando o algoritmo não obteve uma solução viável quanto a garantia de conectividade *multicast* entre o nó fonte e todos os nós do conjunto destino de cada sessão, a energia total consumida e o percentual de nós destino efetivamente cobertos foram considerados. A partir destes valores, calculou-se a média do consumo de energia e a média do percentual de nós destino cobertos.

Os gráficos apresentados nas Figuras 4.1 (a) e 4.1 (b) mostram, nesta ordem, a média da energia total consumida e o percentual de cobertura obtido por cada abordagem. Observa-se que para as execuções em que considerou-se até 35 das 120 sessões, as seis abordagens foram capazes de garantir conectividade para todos os nós destino com um consumo médio de energia levemente superior para as versões que empregam MIDE. Já a partir das execuções em que considerou-se 40 sessões, SPAR-MIDE apresentou cobertura média em torno de 90% e SEQ-MIDE em torno de 85%, para consumo médio semelhante ao apresentado pelas três combinações que empregam MI, que garantem cobertura média de 100% para este número de sessões.

Ao se avaliar o comportamento dos algoritmos para as instâncias com número de sessões no intervalo compreendido entre 40 e 60, observou-se que, mesmo com um aumento significativo no consumo médio de energia, as versões que empregam MI apresentaram



(a) Energia total consumida por número de sessões



(b) Percentual de nós destino alcançados por número de sessões

Figura 4.1: Comparação da relação cobertura e consumo de energia para uma instância com 10 nós: cobertura (a), energia (b)

uma redução de 100 para 80% de cobertura. Neste mesmo intervalo, os algoritmos que empregam MIDE apresentaram soluções onde não se verificou uma variação acentuada no consumo médio de energia, e ainda apresentarem uma redução brusca no percentual de cobertura. Estes resultados sugerem que, para as instâncias com número de sessões neste intervalo, as versões com MI foram capazes de garantir conectividade *multicast* para uma maior quantidade de nós das novas sessões, em oposição às versões com MIDE, embora não garantindo 100% de cobertura.

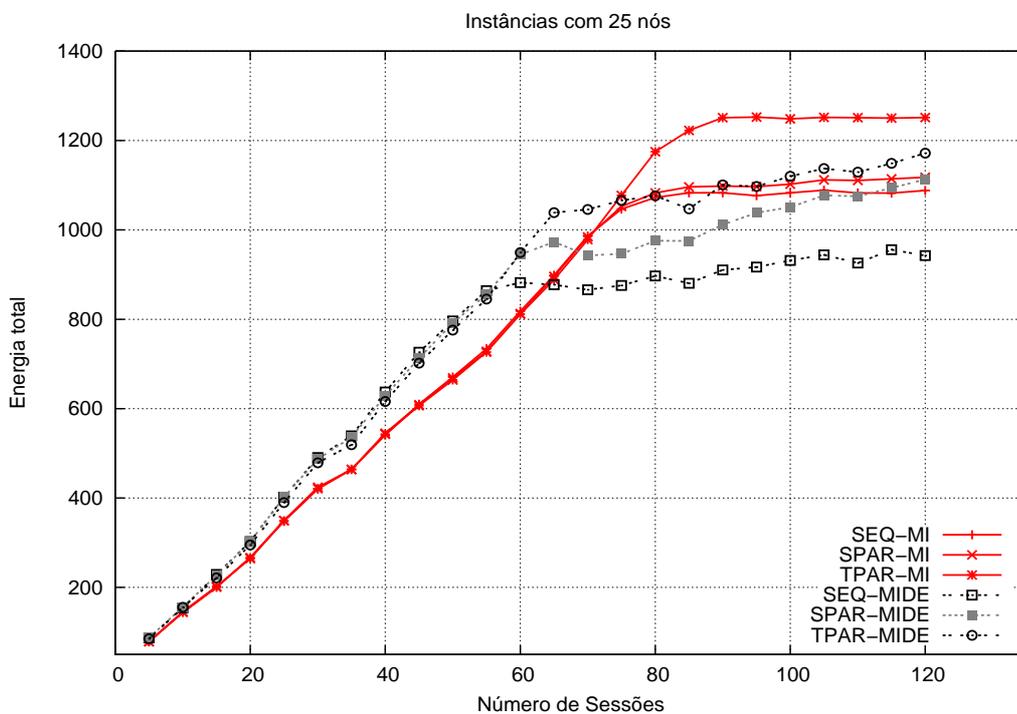
Ainda sobre os gráficos da Figura 4.1, para as instâncias com número de sessões no intervalo de 60 a 120, o padrão de comportamento das heurísticas é pouco variado. Entretanto, observa-se que a heurística TPAR-MI apresentou consumo médio um pouco inferior que SPAR-MI e SEQ-MI, para um mesmo percentual de cobertura apresentado pelas heurísticas. A combinação SEQ-MIDE foi a que apresentou o pior resultado em relação ao percentual médio de cobertura.

Para as instâncias com 25 nós, os resultados são apresentados na Figura 4.2, onde observa-se que, para as instâncias com até 55 sessões, as três versões que empregam MIDE foram capazes de garantir 100% de cobertura, porém com consumo médio superior ao apresentado pelas combinações com MI. A heurística TPAR-MI foi capaz de garantir 100% de cobertura para execuções com até 80 sessões.

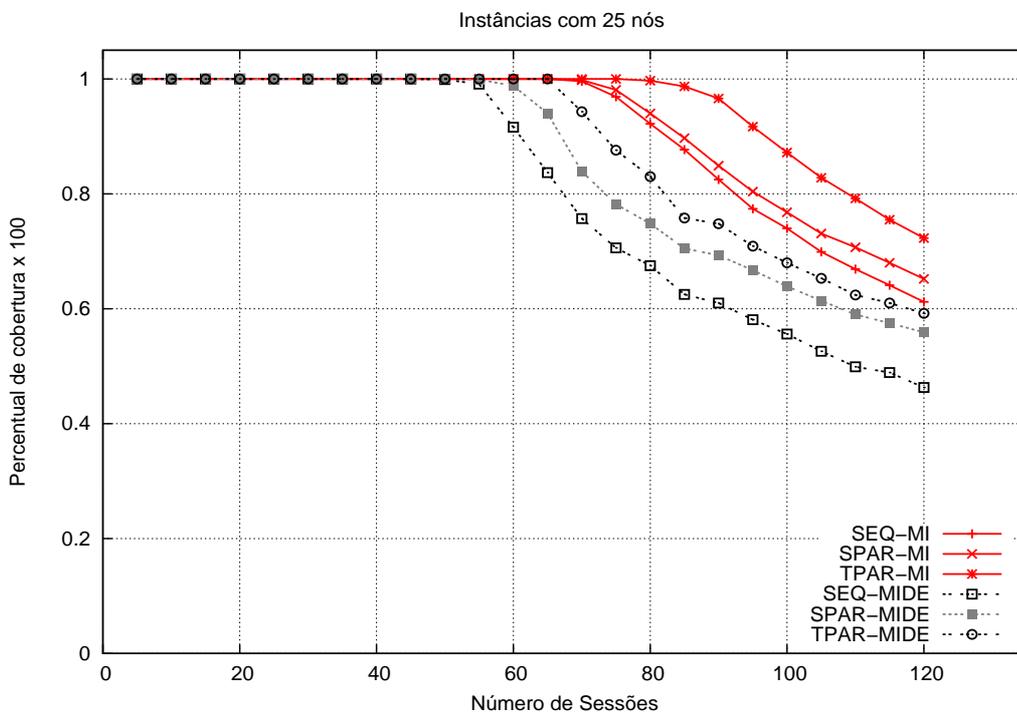
Pode-se observar ainda que, para as instâncias com mais de 75 sessões, as três versões que empregam MI começam a apresentar comportamentos variados quanto à cobertura, com expressa vantagem de TPAR-MI, seguida de SPAR-MI e, por último, SEQ-MI. Por outro lado, para as versões que empregam MIDE, como verificado para as versões com MI, a partir de um determinado valor para número de sessões, ocorreu uma diversificação no comportamento das heurísticas externas. Neste caso, para as instâncias com mais de 60 sessões, observa-se uma vantagem quanto à cobertura para TPAR-MIDE em relação a SPAR-MI e SEQ-MI.

Os gráficos da Figura 4.2 mostram que, para as instâncias que possuem entre 80 e 100 sessões, a versão TPAR-MIDE, que apresentou melhores resultados quanto à cobertura em relação às outras versões que empregam esta mesma heurística interna, obteve um consumo médio de energia semelhante à SEQ-MI e SPAR-MI sendo que estas apresentaram cobertura média superior a TPAR-MIDE.

Para a instância com 90 sessões, sabendo-se que a energia inicial total da rede para as instâncias de 25 nós é de 1300 unidades de energia, verifica-se que TPAR-MI chega a apresentar soluções com consumo máximo próximo a 1250 unidades, com cobertura média



(a) Energia total consumida por número de sessões



(b) Percentual de nós destino alcançados por número de sessões

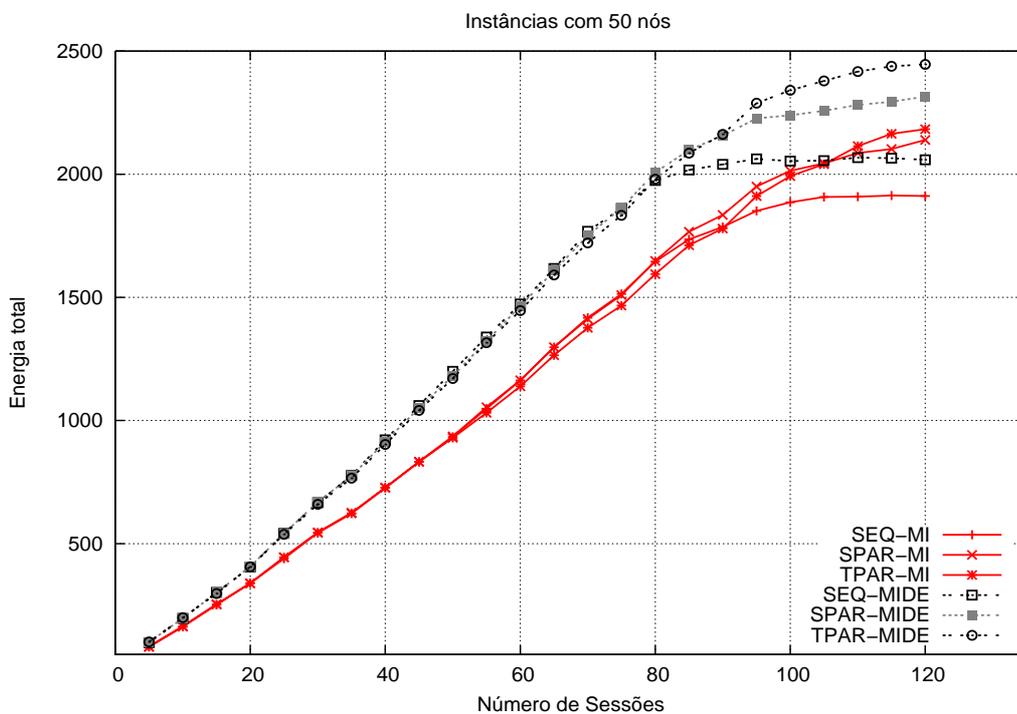
Figura 4.2: Comparação da relação cobertura e consumo de energia para uma instância com 25 nós: cobertura (a), energia (b)

acima de 95%. Para as instâncias com número de sessões acima de 90, nota-se que não há aumento no consumo de energia. A partir deste resultado, pode-se concluir que, embora as três versões com MI tenham apresentado o mesmo consumo médio para as instâncias com até 70 sessões, para instâncias com número de sessões acima deste valor, TPAR-MI teve um melhor aproveitamento da energia total disponível na rede, o que retardou a perda de conectividade *multicast* para o total de instâncias considerado.

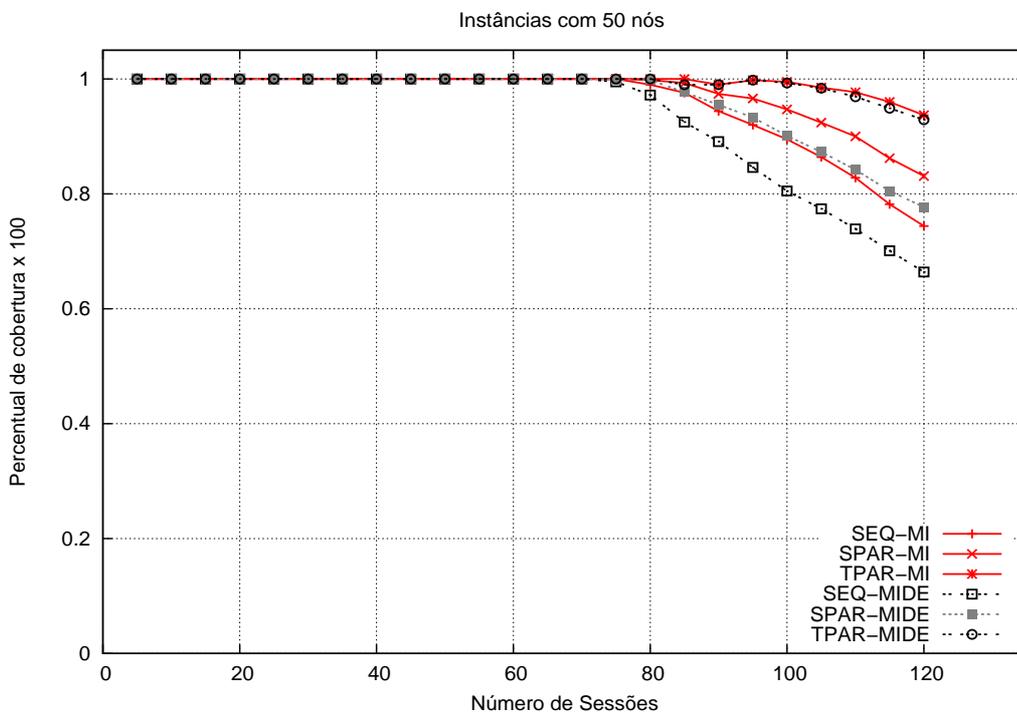
Para a instância com 50 nós, os resultados são apresentados na Figura 4.3. Mais uma vez, a heurística externa com o pior resultado quanto à cobertura foi SEQ, seguida por SPAR para as duas heurísticas internas avaliadas. Pode-se verificar que em média, a energia requerida por TPAR-MI para garantir 100% de cobertura para as execuções com 100 sessões de comunicação é a mesma requerida por SEQ-MIDE para cobrir menos de 70% dos nós destinos.

O gráfico apresentado na Figura 4.3(b) mostra que TPAR-MIDE e TPAR-MI apresentaram o mesmo comportamento em relação ao percentual de cobertura para todas as execuções. Entretanto, para qualquer instância, o consumo médio da versão com MI sempre foi inferior ao apresentado pela versão com MIDE. Como a função de avaliação de nós candidatos utilizada por MIDE prioriza o aspecto relacionado tempo de vida da rede, este comportamento era esperado. Entretanto, pelos resultados apresentados para todas as instâncias testadas, pode-se verificar que a heurística TPAR-MI, mesmo não sendo baseada no aspecto relacionado ao tempo de vida da rede, apresentou o melhor desempenho quanto a cobertura, sem comprometer o consumo.

Outros testes foram realizados para instâncias com 75 e 100 nós. Para estas instâncias, verificou-se o mesmo padrão de comportamento apresentado para as instâncias com 50 nós, motivo pelo qual os gráficos não são apresentados.



(a) Energia total consumida por número de sessões



(b) Percentual de nós destino alcançados por número de sessões

Figura 4.3: Comparação da relação cobertura e consumo de energia para uma instância com 50 nós: cobertura (a), energia (b)

4.3.5 Comparação com as heurísticas internas

Para avaliar a redução no consumo médio de energia obtida pelo uso das heurísticas externas em relação às abordagens da literatura, os resultados apresentados pelas heurísticas internas foram comparados com os resultados apresentados pelas heurísticas externas com variação de *hi* mostradas neste capítulo. Embora as heurísticas da literatura não tenham sido propostas para o problema apresentado nesta tese, o objetivo desta comparação é avaliar a contribuição das abordagens externas na melhora da qualidade das soluções geradas por heurísticas clássicas da literatura, adaptadas às limitações próprias de redes de sensores quanto à energia disponível nos nós.

Para as comparações apresentadas nesta seção, os resultados obtidos pelas combinações de algoritmo que utilizam como heurísticas internas adaptações das heurísticas *multicast incremental path* (MIP) [69], *Densest Shortest Path First* (DSPF) [62] e *Shortest Path First* (SPF) [62] foram comparados com os resultados obtidos por estas adaptações quando não se consideram múltiplas sessões.

Para cada instância, a melhor solução obtida por cada heurística externa nas 41 execuções (versão gulosa e gulosa randomizada), e a melhor solução obtida por cada uma das três heurísticas internas adaptadas (MI, MP e MID) nas 401 execuções foram consideradas para comparação. A solução de menor custo dentre todas as heurísticas foi usada como referência no cálculo da diferença percentual. Como para algumas instâncias houve casos em que alguma abordagem não obteve nenhuma solução viável, os resultados apresentados nesta seção referem-se apenas às instâncias onde todas as heurísticas comparadas obtiveram pelo menos uma solução com conectividade *multicast* garantida para todos os nós do conjunto destino.

As Tabelas 4.8 e 4.9 apresentam o resumo da diferença percentual em relação à melhor solução conhecida, conforme o grupo de instância definido pelo número de nós. A coluna #Inst indica o número de instâncias do grupo para as quais todas as abordagens obtiveram solução viável.

Como pode ser observado pela Tabela 4.8, para as três heurísticas da literatura, as abordagens externas conseguiram reduzir o consumo médio em todos os grupos de instâncias, resultado semelhante foi observado ao comparar o desempenho destas abordagens com os resultados obtidos pelo resolvidor CPLEX para o grupo de instâncias com dez nós. A versão TPAR-MI apresentou uma diferença percentual média de 1,60%, enquanto a adaptação de MIP ficou em média a 11,44% da melhor solução. Resultado semelhante

Grupo	#Inst	MIP	MI			DSPF	MID			SPF	MP		
			SEQ	SPAR	TPAR		SEQ	SPAR	TPAR		SEQ	SPAR	TPAR
i_10	18	12,80	2,44	2,07	1,20	9,30	2,46	2,70	0,79	16,96	1,32	1,03	1,22
i_25	20	9,29	2,36	3,00	1,38	9,10	2,12	2,62	1,23	7,10	1,45	1,11	1,30
i_50	18	10,16	2,23	2,30	2,05	11,31	1,85	2,66	2,89	21,08	2,64	2,46	2,95
i_75	20	13,86	3,87	5,08	1,63	7,99	1,48	2,16	1,63	19,47	1,66	1,89	2,25
i_100	15	11,06	2,00	2,21	1,74	7,66	2,15	2,49	2,44	16,45	2,42	2,60	1,47
Média		11,44	2,58	2,93	1,60	9,07	2,01	2,53	1,79	16,21	1,90	1,82	1,84

Tabela 4.8: Comparação entre as heurísticas externas com variação de hi e internas adaptadas.

foi observado para as combinações de algoritmo baseadas na heurística DSPF. Pode-se observar que a melhor abordagem externa baseada nesta heurística foi a TPAR, com 1,79% enquanto DSPF apresentou soluções com consumo médio 9,07% mais alto que o melhor consumo médio.

Ainda sobre a Tabela 4.8, observa-se que as heurística externas propostas conseguiram reduzir o consumo médio apresentado pela heurística SPF em mais de 14 pontos percentuais, com destaque aos resultados para as instâncias com 50 nós, que apresentaram redução, na média, de 21,08% para 2,46% pela heurística SPAR-MP.

Ao analisar os resultados apresentados pelas abordagens externas em que não se variou a heurística interna durante a busca local, pode-se avaliar a contribuição de cada uma das abordagens externas para cada uma das heurísticas internas sem a influência das demais. Como pode ser visto na Tabela 4.9, para as abordagens que empregam MI, a maior redução da diferença percentual foi obtida pela heurística TPAR, com 3,19%, enquanto a adaptação da heurística MIP apresentou diferença percentual de 11,64%.

Grupo	#Inst	MIP	MI			DSPF	MID			SPF	MP		
			SEQ	SPAR	TPAR		SEQ	SPAR	TPAR		SEQ	SPAR	TPAR
i_10	18	10,68	3,15	3,39	2,75	7,30	3,33	3,77	2,03	14,82	8,21	8,54	7,99
i_25	20	9,05	3,09	3,21	2,58	8,87	2,72	3,14	2,56	6,88	2,41	2,45	2,43
i_50	18	10,82	1,81	1,95	1,69	11,97	2,76	2,30	2,10	21,80	13,08	12,37	12,84
i_75	20	15,93	6,91	7,27	5,55	9,95	1,28	1,36	1,82	21,67	12,39	12,40	12,59
i_100	15	11,72	3,76	3,62	3,37	8,28	0,95	0,80	1,25	17,22	9,29	9,70	8,55
Média		11,64	3,74	3,89	3,19	9,28	2,21	2,27	1,95	16,48	9,07	9,09	8,88

Tabela 4.9: Comparação entre as heurísticas externas sem variação de hi e internas adaptadas.

Quanto à heurística DSPF, não observou-se diferença significativa nos resultados apresentados pelas combinações de heurísticas externas para as versões com e sem variação de hi . Por outro lado, em relação à heurística interna baseada em SPF, pode-se observar que a redução no consumo atribuído às heurísticas externas nos testes com variação de hi não está associada às abordagens externas puramente, mas, em parte, à combinação de heurísticas, como pode ser visto ao se comparar os resultados para as abordagens ba-

seadas em MP nas duas tabelas. De qualquer forma, observa-se que foi possível reduzir o consumo médio de 16,48% apresentado pela abordagem SPF sem heurística externa para 8,88% quando se emprega TPAR-MP.

4.4 Conclusões sobre as heurísticas externas

Os experimentos mostraram que as heurísticas externas foram capazes de obter a solução ótima para sete das 24 instâncias para as quais foi possível executar o modelo exato através do resolvidor CPLEX. Além disso, observou-se que o uso das heurísticas externas possibilitou uma redução significativa no *gap* em relação a melhor solução conhecida para todas as instâncias avaliadas, quando se comparou os resultados destas heurísticas com os resultados apresentados pelas heurísticas internas.

Observou-se que, tanto para as versões gulosas quanto para as versões gulosas randomizadas, em todos os testes realizados a heurística externa TPAR implicou em aumento no percentual de soluções viáveis de todas as heurísticas internas, quando comparada com as soluções das combinações destas com SEQ ou SPAR.

Foi verificado que utilizar, no procedimento de reconstrução da busca local, a mesma heurística interna empregada na construção, implica em soluções com custos médios até 10% mais altos para alguns grupos de instância, quando comparados aos custos médios obtidos pelas versões que empregam escolha aleatória da heurística interna na busca local.

Os elevados percentuais de execuções com soluções viáveis, bem como dos valores de *#Best* apresentados pelas combinações que empregam TPAR, indicam que regiões mais promissoras do espaço de soluções são exploradas por TPAR quando comparada com SEQ ou SPAR.

A heurística interna MI, baseada na heurística MIP da literatura, enquanto apresenta percentuais de viabilidade em torno de 70% para as heurísticas SEQ e SPAR, foi a que melhor se adaptou ao problema apresentado quando combinada com TPAR, que levou MI a apresentar, juntamente com MP, percentuais de viabilidade acima de 99%.

Ao se comparar os resultados apresentados pelas heurísticas externas com os resultados apresentados pelas heurísticas externas baseadas em adaptações de heurísticas da literatura, pode-se verificar que é possível reduzir o consumo de energia em transmissões do tipo *multicast* ao se considerar o aspecto de múltiplas sessões.

A variação dos valores do *Sucesso* percentual e de *Mdif*, conforme o valor do parâmetro

de aleatoriedade, mostrou a dependência das combinações das heurísticas avaliadas quanto à randomização nas diversas instâncias testadas. No propósito de adaptar as heurísticas de construção e busca local apresentadas às características dos dados de entrada, no Capítulo 5 é apresentada a heurística GRASP para o problema tratado nesta tese.

Capítulo 5

Heurística GRASP para o Problema de Minimização do Consumo de Energia em Múltiplas Sessões Multicast

O uso da lista restrita de nós candidatos e da lista restrita de sessões candidatas possibilita que diferentes execuções das heurísticas de construção resultem em soluções com diferentes características. Embora a busca local externa apresentada explore diferentes estruturas de vizinhança através da metaheurística VNS, uma única solução de partida é utilizada em cada execução.

Neste capítulo é apresentada uma abordagem GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*) [20] para o problema de minimização do consumo de energia em múltiplas sessões *multicast*. O principal objetivo de se utilizar GRASP na solução do problema é permitir que a partir da diversificação das soluções obtidas na construção, diferentes regiões do espaço de soluções do problema sejam exploradas e que esta diversificação possa ser transferida para a busca local com VNS, pela qual, parte da solução é reconstruída a cada iteração.

5.1 GRASP com VNS para o problema com múltiplas sessões

O GRASP é um procedimento *multi-start* em que cada iteração é composta por uma fase de construção seguida de uma fase de busca local. Durante a fase de construção, uma solução é obtida segundo um fator de randomização que define o quanto o aspecto guloso é enfatizado pelo algoritmo. Na fase de busca local, a vizinhança da solução gerada na

fase anterior é exploradas no sentido de se obter um ótimo local.

A cada iteração GRASP, a solução obtida é comparada com a melhor solução S^* conhecida até então. Se a solução obtida em uma dada iteração for melhor que S^* , esta solução passa a ser considerada como a nova S^* . Este processo continua até que algum critério de parada seja verificado, para em seguida S^* ser retornada como solução do algoritmo.

O GRASP apresentado neste capítulo faz uso das heurísticas construtivas e de busca local descritas nos Capítulos 3 e 4. Na fase de construção, uma das três heurísticas construtivas externas é utilizada, enquanto que na fase de busca local, a VNS apresentada no Algoritmo 6 é aplicada, a esta combinação de técnicas chamou-se GRASP_VNS.

Algoritmo 7 GRASP_VNS($hi, he, \beta, \gamma, maxItera, maxViz, critério_de_parada$)

```

1:  $custoAux \leftarrow \infty$ ;
2: enquanto  $critério\_de\_parada$  não verificado faça
3:   construa uma solução  $P$  a partir das heurísticas  $he$  e  $hi$  com aleatoriedade  $\beta$  e  $\gamma$ ;
4:    $S' \leftarrow VNS(P, he, hi, maxItera, maxViz)$ ;
5:   se ( $energia(S') < custoAux$ ) então
6:      $S^* \leftarrow S'$ ;
7:      $custoAux \leftarrow energia(S')$ 
8:   fim se
9: fim enquanto
10: Retorne ( $S^*$ );

```

No Algoritmo 7 é mostrado o pseudocódigo do GRASP_VNS, onde os parâmetros hi e he indicam as heurísticas construtivas interna e externa utilizadas nas fases de construção e busca local. Os parâmetros β e γ referem-se aos fatores de aleatoriedade que definem os tamanhos das listas restritas de nós e de sessões candidatas, enquanto $maxItera$ e $maxViz$ são parâmetros da busca local que indicam, nesta ordem, o número máximo de iterações sem melhora e o tamanho máximo da estrutura de vizinhança. O critério de parada do GRASP_VNS é indicado pelo último parâmetro do algoritmo.

Na linha 1, a variável auxiliar que mantém o menor valor conhecido para a função objetivo do problema é inicializada como infinito. As linhas 2 a 9 implementam as iterações do algoritmo para o problema proposto. Na linha 3, a fase de construção é executada quando uma solução P , possivelmente viável, é construída de acordo com os parâmetros hi , he , β e γ . A fase de busca local consiste na execução da VNS, que ocorre na linha 4. A atualização da solução se dá conforme o custo da solução após a busca local nas linhas 5 a 8.

Como pode ser observado no Algoritmo 7, os fatores de aleatoriedade β e γ são infor-

mados ao algoritmo através de parâmetros. Entretanto, como mostraram os resultados computacionais das heurísticas internas e externas, diferentes comportamentos para uma mesma combinação de heurística podem ser observados conforme o fator de aleatoriedade utilizado.

Prais e Ribeiro [54] mostraram que o uso de um único valor de fator de aleatoriedade dificulta a obtenção de soluções de boa qualidade que seriam mais facilmente obtidas ao se utilizar outros valores. Para contornar este problema, eles propuseram uma estratégia reativa para o ajuste automático do fator de aleatoriedade.

Pela estratégia reativa, para um dado fator de aleatoriedade β , um conjunto discreto de valores $B = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_t\}$ é definido e, a cada iteração, um valor é selecionado de B . No início da execução do algoritmo, a cada elemento β_i é atribuída uma probabilidade de escolha $\Phi_i = 1/t$. Ao longo da execução do algoritmo a distribuição de probabilidade é ajustada periodicamente conforme a Equação (5.1).

$$\Phi_i = q_i / \sum_{j=1}^{j=t} q_j \quad \forall i = 1 \dots t, \quad (5.1)$$

onde

$$q_i = (1/M_i)^\delta,$$

com M_i dado pela média das soluções obtidas ao se utilizar β_i como fator de aleatoriedade. O expoente δ permite a atenuação das atualizações das probabilidades.

O algoritmo GRASP_VNS apresentado nesta tese consiste na versão reativa do Algoritmo 7, que não requer os parâmetros β e γ . O valor de δ foi fixado em 10, com 21 valores de β e γ , variando de 0 a 1 em intervalos de 0,05.

Uma vez que quatro heurísticas internas e três externas foram apresentadas, há um total de 12 versões de GRASP_VNS para o problema. Neste sentido, a partir dos resultados apresentados no Capítulo 4 para as heurísticas externas, duas heurísticas internas foram selecionadas para serem utilizadas na fase de construção para as três heurísticas externas, reduzindo-se o número de versões para seis.

Optou-se por utilizar as heurísticas MI e MIDE na fase de construção do GRASP_VNS. A escolha levou em conta principalmente as métricas $\#best$ e $score$ nas versões em que hi é escolhida aleatoriamente na VNS, que apresentaram ganho médio na qualidade das

soluções.

5.2 Resultados computacionais do GRASP_VNS

Para a avaliação dos resultados, executou-se inicialmente o GRASP_VNS utilizando a combinação SEQ-MID considerando como critério de parada o número de iterações. Foram feitas execuções limitadas a 50, 100 e 200 iterações, para as quais os respectivos tempos médios de uso de CPU, t_1 , t_2 e t_3 , foram calculados. A partir destes tempos, estes valores foram utilizados nos experimentos como critério de parada para cada versão do GRASP_VNS.

Para cada tempo t_i , as seis versões de GRASP_VNS foram executadas dez vezes para cada instância. A exemplo do que foi definido nos testes iniciais das heurísticas construtivas externas, os valores que definem os tamanhos das listas restritas de nós e de sessões candidatas foram idênticos, ajustados pelo algoritmo. Da mesma forma, os parâmetros $maxViz$ e $maxIter$ utilizados na fase de busca local do GRASP_VNS, e a heurística guia utilizada na previsão de consumo foram os mesmos utilizados nos experimentos realizados para as heurísticas externas.

No primeiro conjunto de testes, durante a fase de busca local do GRASP_VNS, a reconstrução da solução na execução da VNS deu-se através da heurística externa TPAR combinada com uma das quatro heurísticas internas, escolhida aleatoriamente. Os resultados são apresentados na Tabela 5.1.

Pode-se observar que a versão TPAR-MI obteve os melhores resultados para as quatro métricas nos três tempos limites de processamento. Além disso, embora a versão SPAR-MI tenha apresentado melhores resultados quanto a $\#Best$ e $Sucesso$ percentual que a versão SEQ-MI, os valores de $Score$ e $Mdif$ para SPAR-MI indicam que em média suas soluções apresentam custos mais elevados.

Comparando-se as versões SEQ e SPAR para as duas heurísticas internas, observa-se que apenas para o tempo t_1 e heurística externa SPAR as versões com MIDE apresentaram resultados piores que MI quanto a $\#Best$. Para as demais métricas, MIDE apresentou melhores resultados que MI nos três tempos considerados.

Pode-se observar ainda que, em termos de percentual de execuções em que o algoritmo obteve solução viável, a linha $Sucesso$ percentual da tabela mostra que as versões SEQ apresentaram os piores resultados, seguidas pelas versões com SPAR e TPAR. Resultados

semelhantes foram verificados nos testes realizados para as heurísticas externas, o que leva-se a concluir que, mesmo com diferentes valores de fator de aleatoriedade e um número maior de iterações GRASP, as heurísticas SEQ e SPAR não conseguiram escapar dos ótimos locais que as impossibilitaram de garantir a viabilidade em um número maior de execuções para as instâncias testadas.

Como apresentado no Capítulo 4, a heurística TPAR possibilita que os ajustes de potência dos nós para uma da sessão sejam imediatamente refletidos nas escolhas dos níveis de potência para as demais sessões. Esta característica permitiu que as soluções obtidas por TPAR apresentassem menor custo e ainda implicou em aumento do percentual de execuções com soluções viáveis, características geralmente buscadas por heurísticas para problemas minimização do consumo de energia com as restrições próprias das redes de sensores.

Os resultados apresentados por MI, abordagem baseada na heurística MIP, e por MIDE, heurística que foi proposta com o objetivo de garantir a conectividade *multicast* através da escolha dos nós com maior carga de bateria disponível, mostram que a construção da solução por TPAR dispensa a inclusão de aspectos referentes ao tempo de vida da rede na função de avaliação da heurística MI.

Tempos	Métricas	SEQ		SPAR		TPAR	
		MI	MIDE	MI	MIDE	MI	MIDE
t_1	<i>Mdif</i>	3,58	2,09	4,96	2,27	1,88	2,18
	<i>#Best</i>	70	75	79	72	100	68
	<i>Score</i>	274	277	298	276	237	279
	<i>Sucesso (%)</i>	70,85	79,19	74,41	81,79	99,05	85,29
t_2	<i>Mdif</i>	3,62	1,97	5,49	2,18	1,70	2,08
	<i>#Best</i>	85	95	95	95	108	88
	<i>Score</i>	274	272	298	276	226	287
	<i>Sucesso (%)</i>	69,88	78,67	74,39	81,63	99,03	85,17
t_3	<i>Mdif</i>	3,41	1,82	5,42	2,01	1,55	1,95
	<i>#Best</i>	100	116	110	110	134	104
	<i>Score</i>	294	263	297	254	230	282
	<i>Sucesso (%)</i>	69,10	78,91	74,57	81,60	98,68	85,07

Tabela 5.1: Resumo dos resultados do GRASP_VNS quanto a qualidade das soluções para as 120 instâncias com variação de *hi* na busca local

Em todos os testes realizados, permitiu-se a variação da heurística interna na execução da VNS, entretanto a heurística externa utilizada sempre foi TPAR. Para avaliar o comportamento de cada heurística sem a influência das demais, um segundo experimento foi realizado de forma que tanto a heurística interna quanto a heurística externa foram

fixadas durante a busca local. Assim, tanto a heurística interna quanto a externa utilizadas na construção foram empregadas na fase de busca local por VNS. Os resultados deste experimento são apresentados na Tabela 5.2

Como pode ser observado pelos valores apresentados para as métricas *Mdif*, *#Best* e *Score*, todas as versões que utiliza MI como heurística interna apresentaram ganhos significativos quando comparados aos resultados apresentados na Tabela 5.1, enquanto as que utilizam MIDE tiveram aumento. Resultado semelhante foi verificado nos testes apresentados para as heurísticas externas e demonstra a vantagem de MI sobre MIDE. Quanto à métrica *Sucesso* percentual, as heurísticas praticamente mantiveram os resultados anteriores.

Tempos	Métricas	SEQ		SPAR		TPAR	
		MI	MIDE	MI	MIDE	MI	MIDE
t_1	<i>Mdif</i>	3,11	9,28	5,14	9,14	1,33	9,62
	<i>#Best</i>	102	29	99	29	137	28
	<i>Score</i>	186	394	195	364	113	399
	<i>Sucesso (%)</i>	69,05	79,29	74,19	81,92	98,66	85,05
t_2	<i>Mdif</i>	2,90	8,73	4,82	8,68	1,23	9,17
	<i>#Best</i>	110	37	103	34	143	32
	<i>Score</i>	193	389	194	365	112	393
	<i>Sucesso (%)</i>	68,54	78,83	73,90	81,72	98,71	85,00
t_3	<i>Mdif</i>	2,74	8,46	4,57	8,40	1,14	8,79
	<i>#Best</i>	107	42	108	39	152	39
	<i>Score</i>	181	385	198	366	112	395
	<i>Sucesso (%)</i>	68,61	78,98	73,80	81,52	98,56	84,91

Tabela 5.2: Resumo dos resultados do GRASP_VNS quanto a qualidade das soluções para as 120 instâncias com *hi* e *he* fixadas na VNS

Os valores apresentados pelas versões com TPAR-MI para as quatro métricas indicam que seu desempenho independe desta heurística interna ser fixada ou variada durante a busca local. Entretanto, os resultados apresentados por TPAR-MIDE, quando comparados às versões correspondentes com SEQ e SPAR, mostram que MIDE não constitui uma abordagem interessante a ser combinada com TPAR sem contribuições de outras heurísticas internas.

Para avaliar os resultados quanto à qualidade das soluções obtidas pelos algoritmos nos experimentos realizados com e sem variação das heurísticas na reconstrução das soluções durante a busca local, os custos médios das soluções obtidas nestes testes foram calculados. Os dados foram agrupados conforme os tempos limites de processamento. As Tabelas 5.3, 5.4 e 5.5 apresentam a diferença percentual entre a média das soluções obtidas por cada

algoritmo e a melhor solução encontrada nos tempos t_1 , t_2 e t_3 , respectivamente.

Pela Tabela 5.3, observa-se que nas versões fixadas para o tempo limite t_1 , as soluções obtidas a partir da combinação SPAR-MI para o grupo de instâncias com 75 nós estão, em média, a 14% da melhor soluções conhecida. Este percentual é reduzido para 7% na versão variada. Entretanto, para os demais grupos de instância, SPAR-MI não apresentou grandes variações na diferença percentual média entre as versões fixada e variada.

Pode-se observar que para as três heurísticas externas, as combinações com MIDE apresentaram reduções nas médias das diferenças percentuais de 10% para valores próximos a 2, 3%, e ainda, MIDE mostrou-se a melhor abordagem para o grupo de instâncias com 25 nós, independente da heurística externa.

No caso da combinação TPAR-MI, observa-se que a variação de heurística na busca local apresentou reduções na diferença percentual em todos os grupos de instâncias. Pelos baixos valores apresentados nos dois experimento, conclui-se que as soluções construídas por esta combinação constituem os valores das melhores soluções conhecidas para o maior número de instâncias, o que é confirmado pelos valores da métrica $\#Best$ desta combinação nas Tabelas 5.1 e 5.2, já comentadas.

Versões	Grupo de instâncias	SEQ		SPAR		TPAR	
		MI	MIDE	MI	MIDE	MI	MIDE
Variada	i_10	4,18	2,10	4,67	1,99	1,89	2,01
	i_25	4,49	2,51	10,11	2,63	3,00	2,55
	i_50	7,40	3,32	6,55	3,55	2,51	2,58
	i_75	7,77	2,27	7,10	2,45	1,88	2,88
	i_100	1,09	1,76	1,18	1,66	0,97	1,72
	Média	4,99	2,39	5,92	2,46	2,05	2,35
Fixada	i_10	4,22	9,77	4,07	9,27	2,20	9,36
	i_25	4,47	11,54	8,79	11,63	2,93	13,27
	i_50	4,61	11,48	9,90	11,45	1,96	11,58
	i_75	10,43	10,58	14,00	9,88	3,22	11,16
	i_100	2,09	9,64	2,08	9,62	2,01	9,54
	Média	5,16	10,60	7,77	10,37	2,46	10,98

Tabela 5.3: Média da diferença percentual em relação a melhor solução heurística conhecida no tempo t_1 por grupo de instâncias.

Para os tempos t_2 e t_3 foram observados praticamente os mesmos padrões de comportamento das heurísticas no tempo t_1 . Entretanto, pode-se ver nas Tabelas 5.4 e 5.5 que para as instâncias de 75 nós observa-se que as combinações com SEQ e SPAR para as duas heurísticas internas não acompanharam o desempenho das versões TPAR-MI e

TPAR-MIDE, que reduziram suas médias das diferenças percentuais em relação à melhor solução e provocaram aumento desta diferenças nas duas primeiras heurísticas. Este resultado sugere que as combinações com TPAR, mesmo já tendo apresentado os melhores resultados com o tempo limite t_1 , ao disporem de mais tempo de processamento melhoraram mais estes resultados do que as demais combinações.

Versões	Grupo de instâncias	SEQ		SPAR		TPAR	
		MI	MIDE	MI	MIDE	MI	MIDE
Variada	i_10	3,85	1,82	4,26	1,76	1,68	1,84
	i_25	4,10	2,17	9,40	2,36	2,69	2,19
	i_50	7,52	3,01	6,79	3,57	2,47	2,57
	i_75	8,73	2,39	12,50	2,30	1,72	2,63
	i_100	0,94	1,70	1,03	1,64	0,86	1,67
	Média	5,03	2,22	6,80	2,33	1,88	2,18
Fixada	i_10	3,69	9,23	3,58	8,85	2,03	8,90
	i_25	3,93	10,92	7,82	11,03	2,55	12,55
	i_50	4,63	10,58	9,62	10,75	1,90	10,79
	i_75	9,98	9,81	13,49	9,22	3,08	10,57
	i_100	2,06	9,47	2,04	9,41	1,97	9,34
	Média	4,86	10,00	7,31	9,85	2,31	10,43

Tabela 5.4: Média da diferença percentual em relação a melhor solução heurística conhecida no tempo t_2 por grupo de instâncias.

Versões	Grupo de instâncias	SEQ		SPAR		TPAR	
		MI	MIDE	MI	MIDE	MI	MIDE
Variada	i_10	3,40	1,46	3,87	1,48	1,35	1,58
	i_25	3,89	2,06	9,15	2,23	2,66	2,10
	i_50	7,52	2,76	5,84	3,33	2,25	2,43
	i_75	8,39	2,30	11,96	2,17	1,57	2,49
	i_100	0,83	1,76	0,89	1,67	0,78	1,71
	Média	4,81	2,07	6,34	2,17	1,72	2,06
Fixada	i_10	3,18	8,83	3,10	8,30	1,69	8,38
	i_25	3,59	10,70	7,57	10,89	2,42	12,15
	i_50	4,47	10,40	8,96	10,50	1,77	10,53
	i_75	9,72	9,30	13,08	8,80	2,98	9,47
	i_100	2,09	9,28	2,07	9,20	2,00	9,15
	Média	4,61	9,70	6,95	9,54	2,17	9,94

Tabela 5.5: Média da diferença percentual em relação a melhor solução heurística conhecida no tempo t_3 por grupo de instâncias.

Para cada instância testada, nas execuções onde houve solução viável, calculou-se a média dos custos da fase de construção e da busca local de cada versão de GRASP_VNS com variação de hi na VNS. A diferença percentual entre cada média e a pior média obtida

foi calculada no sentido de se analisar a contribuição da busca local na redução do custo médio final das soluções. Esta análise foi feita apenas para os resultados apresentados para o tempo limite t_3 .

Uma vez que os resultados já apresentados demonstraram uma superioridade de TPAR sobre SEQ e SPAR, a análise é feita apenas para as versões do GRASP_VNS que utilizaram esta heurística externa na construção. Os resultados são apresentados nos gráficos das Figuras 5.1 e 5.2, onde o eixo das ordenadas indica a diferença percentual normalizada em relação à pior média obtida, valor 1 do eixo.

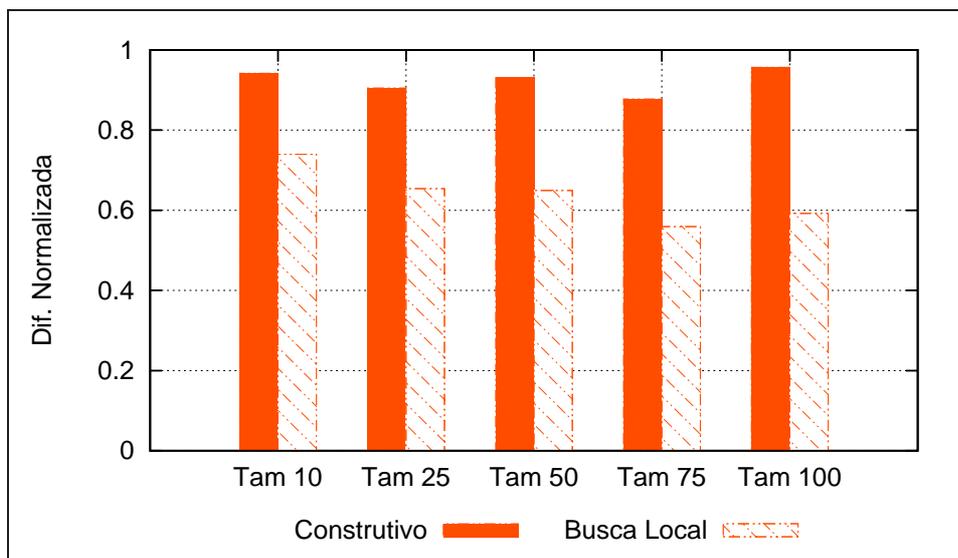


Figura 5.1: Diferença percentual média dos custos da construção e da busca local de TPAR-MI em relação à pior solução, por grupo de instâncias.

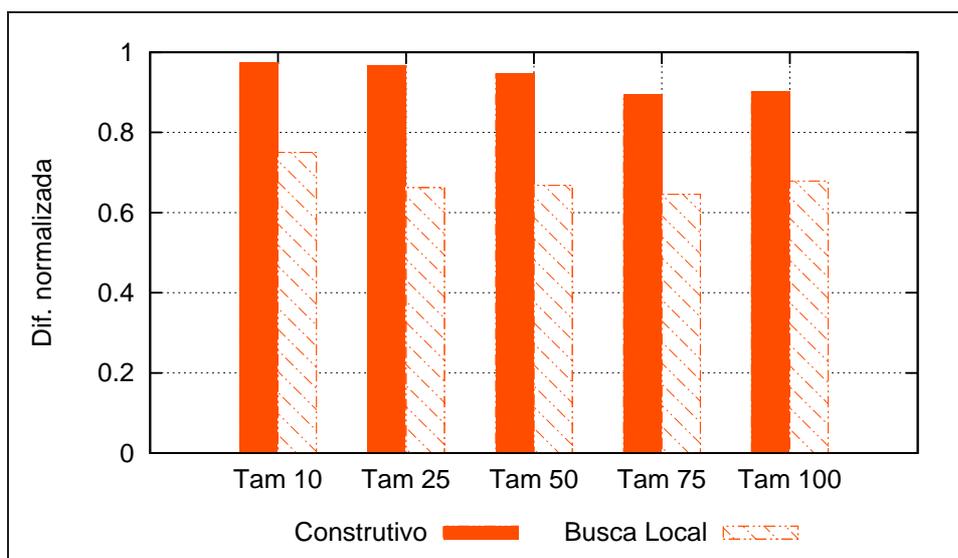


Figura 5.2: Diferença percentual média dos custos da construção e da busca local de TPAR-MIDE em relação à pior solução, por grupo de instâncias.

Nos gráficos é possível observar a contribuição da busca local em cada grupo de instâncias. Para as instâncias de até 75 nós, os dois construtivos apresentaram soluções que distam em torno de 10% em média das piores soluções. Entretanto, a busca local aplicada para as soluções obtidas por TPAR-MI permitiu uma redução mais acentuada no custo médio das soluções ao longo das iterações do GRASP_VNS.

No caso das instâncias de 100 nós, enquanto o custo médio das soluções na fase de construção usando TPAR-MI ficou praticamente a apenas 5% das piores soluções, a busca local reduziu os custos até obter soluções que, em média, distam mais de 40% da pior solução. Já para TPAR-MIDE, embora as soluções obtidas na fase de construção apresentem, em média, custos inferiores ao observado em TPAR-MI, a VNS não foi capaz de reduzir o custo médio das soluções nos níveis apresentados por TPAR-MI.

5.2.1 Comparação com a abordagem exata

Como apresentado para as heurísticas internas e externas, os resultados obtidos pelas versões de GRASP para as instâncias com dez nós foram comparados com os resultados obtidos pelo resolvidor CPLEX a partir da formulação do problema. Para tanto, a melhor solução obtida por cada versão foi comparada com a solução do resolvidor, de forma que os resultados apresentados nesta seção referem-se à diferença percentual entre o custo da solução heurística obtida e o limite superior conhecido para cada instância.

A Tabela 5.6 mostra os resultados obtidos quando se considera o tempo limite de execução t_3 , ou seja, o tempo que a versão GRASP com construtivo interno MID requer para executar 200 iterações. Como pode ser verificado, para as instâncias com cinco sessões todas as versões que fazem uso da heurística MIDE alcançam o limite superior, enquanto para as versões que utilizam MI o limite superior não é alcançado somente para 2 instâncias.

Para as instâncias com dez sessões, enquanto a menor média associada às heurísticas externas, como apresentado no Capítulo 4, ficou a 2,09% do limite superior, valor este obtido pela combinação TPAR-MID, a maior média verificada para as versões GRASP foi de 1,24%, enquanto a menor média associada a versão do GRASP com TPAR-MI foi de 0,34%.

Para as instâncias com 15 e 20 sessões, as versões GRASP_VNS com MI utilizando SPAR e TPAR foram capazes de obter soluções para todas as instâncias, diferente do observado para as heurísticas externas com estas mesmas abordagens. Para as versões

que utilizam MIDE, que foram capazes de encontrar soluções na avaliação das heurística externas, combinada ao GRASP foi possível reduzir significativamente todas as médias.

Instância	LS	SEQ		SPAR		TPAR	
		MI	MIDE	MI	MIDE	MI	MIDE
10_d1_5S_12.5P_500_A	34,49*	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
10_d2_5S_12.5P_500_A	33,06*	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
10_d1_5S_12.5P_500_B	34,08*	1,70	0,00	1,70	0,00	1,70	0,00
10_d2_5S_12.5P_500_B	35,66*	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
10_d1_5S_12.5P_500_C	35,99*	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
10_d2_5S_12.5P_500_C	41,35*	0,46	0,00	0,00	0,00	0,46	0,00
Média	-	0,36	0,00	0,28	0,00	0,36	0,00
10_d1_10S_12.5P_500_A	59,90*	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33
10_d2_10S_12.5P_500_A	72,10*	1,03	0,00	1,53	0,00	0,00	0,00
10_d1_10S_12.5P_500_B	73,06*	1,58	2,43	1,58	3,16	1,58	2,95
10_d2_10S_12.5P_500_B	75,49*	1,18	0,00	0,48	0,00	0,00	0,00
10_d1_10S_12.5P_500_C	82,87*	0,00	1,40	0,00	1,49	0,10	2,67
10_d2_10S_12.5P_500_C	78,83	2,04	0,00	3,51	0,00	0,00	0,00
Média	-	1,03	0,69	1,24	0,83	0,34	0,99
10_d1_15S_12.5P_500_A	96,24*	0,41	0,41	0,41	0,72	0,41	0,72
10_d2_15S_12.5P_500_A	126,78	3,27	0,00	2,26	0,00	0,59	0,00
10_d1_15S_12.5P_500_B	92,52*	0,84	0,84	1,51	1,51	1,51	0,84
10_d2_15S_12.5P_500_B	131,98	10,92	2,90	8,36	3,10	0,80	3,95
10_d1_15S_12.5P_500_C	123,57*	0,43	2,06	0,32	1,69	0,76	1,63
10_d2_15S_12.5P_500_C	128,15	22,73	3,02	20,59	4,77	7,27	4,77
Média	-	6,43	1,54	5,57	1,97	1,89	1,99
10_d1_20S_12.5P_500_A	131,22*	0,56	1,35	0,00	0,89	0,01	0,93
10_d2_20S_12.5P_500_A	159,17	7,33	0,00	1,49	0,23	0,45	0,32
10_d1_20S_12.5P_500_B	149,95*	4,79	3,66	4,59	3,44	3,67	6,16
10_d2_20S_12.5P_500_B	183,47	-	0,37	8,28	0,37	3,87	0,37
10_d1_20S_12.5P_500_C	194,59	6,35	10,08	4,93	5,09	4,84	7,31
10_d2_20S_12.5P_500_C	195,73	-	1,28	16,80	2,22	3,17	1,81
Média	-	4,76	2,79	6,01	2,04	2,67	2,82

Tabela 5.6: Comparação entre o GRASP_VNS e a abordagem exata para o tempo t_3 para as instâncias com dez nós.

Dado o limite definido pelo modelo, enquanto as heurísticas internas conseguiram alcançar este valor para apenas uma instância e as heurísticas externas o fizeram para sete instâncias, através do GRASP com VNS foi possível obter em 13 instâncias soluções com custo igual ao limite superior.

Como apresentado no Capítulo 2, para oito das 24 instâncias submetidas ao resolvidor não foi possível provar a otimalidade no limite de duas horas de CPU. Para estas instâncias, a diferença percentual entre a solução inteira e a solução fracionária variou de 2,89% a

30,91%. Pode-se observar pela Tabela 5.6 que, mesmo para as instâncias onde a diferença percentual entre a solução inteira a fracionária foi muito elevada, o GRASP_VNS não foi capaz de obter uma solução melhor que a apresentada pelo resolvidor para nenhuma das combinações de heurísticas.

Uma vez que o tempo de CPU atribuído ao GRASP_VNS foi determinado pelo tempo médio que a versão que emprega a SEQ-MID demanda para executar apenas 200 iterações GRASP, realizou-se um segundo experimento para as oito instâncias para as quais não se conhece o valor ótimo do consumo de energia. Para tanto, atribuiu-se ao GRASP_VNS o mesmo tempo de duas horas de processamento atribuído ao resolvidor. Além disso, o valor limite para o tamanho da vizinhança definida para a VNS foi ampliado de 30% para 50% do número de sessões, ou seja, durante a busca local externa, permitiu-se que até 50% das sessões fossem removidas da solução incumbente para em seguida serem reconstruídas pela heurística externa TPAR. A Tabela 5.7 apresenta os resultados para este experimento.

Instância	LS	SEQ		SPAR		TPAR	
		MI	MIDE	MI	MIDE	MI	MIDE
10_d2_10S_12.5P_500_C	78,83	2,04	0,00	0,91	0,00	0,00	0,00
10_d2_15S_12.5P_500_A	126,78	3,27	0,00	0,72	0,00	0,00	0,00
10_d2_15S_12.5P_500_B	131,98	7,69	2,30	8,36	2,37	0,80	2,04
10_d2_15S_12.5P_500_C	128,15	22,73	1,26	15,43	1,59	4,31	2,14
10_d2_20S_12.5P_500_A	159,17	7,33	0,00	1,49	0,23	0,09	0,26
10_d2_20S_12.5P_500_B	183,47	-	0,08	8,28	0,08	0,86	0,29
10_d1_20S_12.5P_500_C	194,59	3,03	8,14	3,35	5,09	2,13	2,70
10_d2_20S_12.5P_500_C	195,73	-	1,08	10,72	0,39	0,32	1,25
Média	-	7,68	1,61	6,16	1,22	1,06	1,09

Tabela 5.7: Resultados do GRASP_VNS com tempo limite de 7200 segundos para as instâncias com 10 nós onde não se provou a otimalidade.

Observa-se pela Tabela 5.7 que nenhuma versão do GRASP_VNS foi capaz de obter solução melhor do que a apresentada pelo resolvidor CPLEX no tempo de duas horas para as oito instâncias testadas. Para as versões que empregam SEQ-MI, em quatro instâncias o aumento no tempo de processamento não permitiu redução no custo da solução. Por outro lado, pode-se observar que, para a versão que emprega TPAR-MIDE, a maior diferença percentual em relação à solução do resolvidor ficou em 2,70%.

A Tabela 5.7 mostra que a heurística interna MI depende mais fortemente das heurísticas externas que a heurística MIDE para o conjunto de instâncias utilizadas no experimento, tendo apresentado os melhores resultados quando combinada com a TPAR.

5.3 Conclusões sobre o GRASP_VNS

A versão reativa do GRASP com VNS apresentada neste capítulo confirmou os resultados apresentados para as heurísticas externas. Duas das quatro heurísticas internas apresentadas foram utilizadas durante a fase de construção para solução do problema apresentado.

Embora a heurística interna MI, baseada na heurística MIP da literatura, tenha apresentado soluções que requerem menor consumo de energia que as soluções apresentadas pela heurística MIDE, observou-se que na abordagem SEQ o número de iterações com soluções viáveis utilizando MI chegou, no máximo, a 70,75% do total de iterações, enquanto MIDE apresentou valores acima de 78%. Entretanto, a heurística MI, quando combinada com TPAR, apresentou percentuais próximos a 100% do total de execuções.

A heurística TPAR mostrou-se a mais adequada ao problema apresentado nesta tese. Ao mesmo tempo que permite redução o consumo de energia, permite que um número maior de sessões tenham a conectividade *multicast* garantida para todos os nós para os quais deseja-se enviar a mensagem.

Os testes demonstraram que a variação das heurísticas durante a reconstrução da solução na VNS implica em redução no consumo total de energia dos nós. Esta redução foi mais acentuada nas versões que empregam MIDE como heurística interna na fase de construção. Além disso, não foi verificada queda acentuada no percentual de iterações com soluções viáveis ao se utilizar variação de heurística interna na VNS.

Foi possível observar que conceder mais tempo de processamento para as versões de GRASP_VNS que utilizam SEQ ou SPAR não implicou em ganho expressivo na qualidade das soluções para um dos grupos de instâncias testadas.

Verificou-se ainda a contribuição média da VNS no custo médio das soluções e pode-se observar que as maiores reduções nos custos das soluções obtidas na fase de construção deu-se na versão que emprega TPAR-MI.

Foi possível verificar que todas as versões do GRASP conseguiram reduzir a diferença percentual em relação ao limite superior obtido pelo resolvidor CPLEX submetido à formulação apresentada no Capítulo 2 quando comparadas às abordagens externas e as adaptações das heurísticas da literatura. Para 13 instâncias, das 24 testadas, foi possível encontrar uma solução com custo dado pelo limite superior conhecido.

Capítulo 6

Conclusões e trabalhos futuros

Um dos maiores desafios atuais na área de redes de sensores sem fio diz respeito ao consumo de energia dos nós da rede. Muitas pesquisas vêm sendo desenvolvidas com o objetivo de permitir que a energia gasta ao longo da vida útil dos nós sensores seja consumida de forma otimizada, evitando que haja uma perda prematura das funcionalidades do nó por escassez de carga de bateria.

Embora existam trabalhos na literatura sobre problemas de minimização e conservação de energia em redes do tipo *ad hoc* e de sensores sem fio, pelo que se tem conhecimento, nenhum trabalho foi proposto no sentido de se considerar um conjunto de sessões *multicast* geradas em um dado nó fonte nas transmissões de dados e consultas em redes de sensores sem fio.

Nesta tese foi apresentado o problema de minimização do consumo de energia em múltiplas sessões *multicast* em redes de sensores sem fio, onde consideram-se as restrições de limitação da energia disponível nos nós e a potência máxima de transmissão permitida na rede. Este problema encontra aplicação em redes onde é possível se fazer uma estimativa da demanda de mensagens ou quando mais de uma requisição *multicast* é gerada para um mesmo nó fonte num dado instante.

Para o problema apresentado, um modelo de programação inteira mista foi proposto, três heurísticas de construção, uma abordagem VNS e um algoritmo GRASP foram desenvolvidos.

Três heurísticas para o problema de controle de potência envolvendo uma única sessão *multicast*, amplamente referenciadas na literatura, foram adaptadas ao problema proposto. Mostrou-se através de experimentos que, mesmo para o problema envolvendo uma única sessão, as adaptações apresentadas para as heurísticas da literatura permitiram tanto a

obtenção de soluções com menor consumo de energia, como também a obtenção de soluções viáveis para um número maior de execuções dos algoritmos. Enquanto a heurística MIP, a mais comumente referenciada para o problema com única sessão, obteve soluções que estão em média a 25,75% da melhor solução para o conjunto de instâncias, na heurística adaptada MI este valor foi de 15,64%, sendo que MIP obteve 30,44% de execuções com soluções viáveis contra 62,5% de MI. Além das três heurísticas adaptadas, uma nova heurística foi apresentada.

As três adaptações de heurísticas da literatura para uma única sessão foram comparadas com as abordagens externas propostas neste trabalho para múltiplas sessões. Os resultados mostraram que é possível reduzir o consumo total de energia em até 18,62 pontos percentuais utilizando as estratégias definidas para as abordagens externas. Além disso, foi possível garantir a conectividade para um número maior de sessões, o que pode ser visto como uma forma de prolongamento do tempo de vida da rede sem elevar o consumo.

Os experimentos realizados para as instâncias testes demonstraram que utilizar diferentes heurísticas internas durante a busca local por VNS implicou em reduções de até 16% no custo médio das soluções para alguns grupos de instâncias quando comparadas às soluções obtidas sem a diversificação da heurística interna na busca local. Apenas para a heurística MID, a variação de heurística não mostrou-se uma abordagem interessante.

Os resultados apresentados pelas versões de heurísticas em que se variou a heurística interna durante a busca local permitiu que a heurística interna MIDE passasse a apresentar resultados quanto ao custo, tão bons e às vezes melhores que os resultados obtidos pelas demais heurísticas internas quando combinadas com as heurísticas externas sequencial e sequencial-paralela, quando MIDE garantiu 85% de execuções com soluções viáveis.

Dentre as três heurísticas externas apresentadas, a heurística total-paralela foi a que possibilitou o maior aumento no percentual de soluções viáveis, com valores até 30% maiores que os apresentados pelas outras duas heurísticas. O aumento no total de sessões em que foi possível estabelecer a conectividade entre o nó fonte e todos os nós dos conjuntos destinos das diversas sessões não implicou em aumento no custo das soluções, o que permite concluir que a energia consumida na comunicação para as diversas sessões foi melhor distribuída, evitando que nós de articulação viessem a ter a carga de bateria esgotada precocemente.

Uma demonstração da superioridade da heurística total-paralela sobre as heurísticas sequencial e sequencial-paralela foi verificada ao se comparar o comportamento das heurís-

ticas internas nestas três versões. Além da heurística total-paralela permitir um aumento de percentual de viabilidade, para qualquer heurística interna ela foi capaz de reduzir o consumo total de energia.

A heurística interna MIDE foi proposta de forma a incluir na função de avaliação um fator multiplicador que visa a obtenção de soluções que, embora apresentem inicialmente maior consumo de energia, permite a distribuição uniforme deste consumo entre os nós ao longo das diversas sessões *multicast*. Isto pode levar a um aumento do número de sessões para as quais é possível se estabelecer conectividade entre nó fonte e nós destinos. Entretanto, verificou-se pelo que apresentou a combinação TPAR-MI que as informações referentes à previsão de demanda de energia das sessões podem ser úteis na obtenção de soluções de baixo consumo sem comprometer a conectividade da rede prematuramente.

6.1 Trabalhos futuros

Algumas restrições reais do problema foram desconsideradas neste trabalho. Desta forma, existem variações do problema que requerem estudo aprofundado para avaliar a sensibilidade das abordagens propostas à estas restrições.

Considerar a restrição de carga de bateria sem levar em conta a energia gasta pelos nós na recepção da mensagem e no processamento da mesma para envio pode levar a comportamentos diferentes das abordagens propostas. Assim, embora a consideração destas restrições constitua matematicamente um outro problema de otimização, um estudo da adaptação das heurísticas apresentadas nesta tese quanto ao consumo no recebimento e processamento da mensagem configura-se como um importante aspecto a ser investigado, no sentido de verificar o impacto destas restrições tanto no que se refere ao consumo total de energia, quanto ao percentual de viabilidade das soluções geradas.

Em muitas redes de sensores as informações quanto à localização e o estado de energia dos nós podem ser difundidas através de algoritmos próprios para este fim. É comum se considerar grupos ou *clusters* de nós, definidos segundo algum aspecto de interesse, como área da região sensoriada, tipo de função de sensoriamento entre outros. A comunicação entre nós que pertencem a um mesmo *cluster* geralmente é centralizada em um nó líder, comumente chamado *cluster head*. Desta forma, uma importante consideração sobre o problema que deve ser explorada diz respeito à versão distribuída do mesmo, de forma que o algoritmo considere as informações dos estados de energia de *clusters* diferentes. Para tanto, uma análise do *overhead* necessário para atualização das informações sobre o

estado de energia dos nós e da localização, no caso das redes com mobilidade dos nós, é necessária.

Embora as abordagens apresentadas neste trabalho tenham sido desenvolvidas para o problema envolvendo um conjunto de uma ou várias sessões, nas três heurísticas externas propostas as soluções são construídas como se as sessões ocorressem em instantes diferentes. Uma sugestão de trabalho futuro é o desenvolvimento de heurísticas gulosas de construção onde, a cada iteração, o nível de potência de um dado nó é definido considerando não apenas os seus vizinhos para uma dada sessão, mas para o conjunto de sessões. Assim, uma solução única para todas as sessões é estabelecida como se todas estas ocorressem simultaneamente. Como apresentado no Capítulo 2, uma adaptação no modelo matemático proposto para estes casos levaria à necessidade de apenas uma atribuição de potência para cada nó.

Durante o desenvolvimento das abordagens apresentadas foram feitos testes em que se reduziu o valor da potência máxima p_{max} permitida em algumas iterações. O objetivo foi forçar a construção de soluções com características diferentes das que eram obtidas utilizando-se o valor definido na instância. Os resultados preliminares sugeriram que em algumas instâncias era possível se obter soluções de custos um pouco inferiores, mas isto depende de se encontrar valores artificiais de p_{max} que ocasionem este comportamento. Assim, uma vez que a redução do valor de p_{max} pode implicar em redução de colisões de mensagens devido à interferências, a obtenção de soluções viáveis nestes casos consiste em uma linha interessante a ser estudada.

Referências

- [1] ABUSALAH, L.; KHOKHAR, A.; GUIZANI, M. A survey of secure mobile ad hoc routing protocols. *Communications Surveys & Tutorials, IEEE* 10, 4 (2008), 78–93.
- [2] AKKAYA, K.; YOUNIS, M. An energy-aware QoS routing protocol for wireless sensor networks. In *ICDCSW '03: Proceedings of the 23rd International Conference on Distributed Computing Systems* (Washington, DC, USA, 2003), IEEE Computer Society, p. 710.
- [3] ALBANO, M.; CHESSA, S. Publish/subscribe in wireless sensor networks based on data centric storage. In *CAMS '09: Proceedings of the 1st International Workshop on Context-Aware Middleware and Services* (New York, NY, USA, 2009), ACM, pp. 37–42.
- [4] BANERJEE, S.; MISRA, A.; YEO, J.; AGRAWALA, A. Energy-efficient broadcast and multicast trees for reliable wireless communication. In *IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)* (2003), vol. 1, pp. 660–667.
- [5] BAR-YEHUDA, R.; GOLDREICH, O.; ITAI, A. On the time complexity of broadcast operations in multi-hop radio networks: a exponential gap between determinism and randomization. *Computer and Systems Science* 45 (1992), 104–126.
- [6] BROCH, J.; MALTZ, D. A.; JOHNSON, D. B.; HU, Y.-C.; JETCHEVA, J. A performance comparison of multi-hop wireless ad hoc network routing protocols. In *MobiCom '98: Proceedings of the 4th annual ACM/IEEE International Conference on Mobile Computing and Networking* (New York, NY, USA, 1998), ACM, pp. 85–97.
- [7] BUCUR, D.; BARDRAM, J. E. Resource discovery in activity-based sensor networks. *Mobile Networks Applications* 12, 2-3 (2007), 129–142.
- [8] CAGALJ, M.; HUBAUX, J.-P.; ENZ, C. Minimum-energy broadcast in all-wireless networks: NP-completeness and distribution issues. In *MobiCom '02: Proceedings of the 8th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking* (New York, NY, USA, 2002), ACM, pp. 172–182.
- [9] CALINESCU, G.; MANDOIU, I.; ZELIKOVSKY, A. Symetric connectivity with minimum power consumption in radio networks. In *2nd IFIP Int. Conf. Theoretical Computer Science* (2002), pp. 119–130.
- [10] CAO, Q.; HE, M. T.; ABDELZAHER, M.-T. uCast: Unified connection less multicast for energy efficient content distribution in sensor networks. *IEEE Transactions in Parallels and Distributed Systems* 18, 2 (2007), 240–250.

-
- [11] CARTIGNY, J.; SIMPLOT, D.; STOJMENOVIC, I. Localized minimum-energy broadcasting in ad-hoc networks. In *Fifth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (INFOCOM)* (2003).
- [12] CHANG, J.-H.; TASSIULAS, R. Energy conserving routing in wireless ad-hoc networks. In *IEEE INFOCOM* (2000), pp. 22–31.
- [13] CI, S.; GUIZANI, M. Energy map: Mining wireless sensor network data. In *Communications, 2006. ICC '06. IEEE International Conference on* (june 2006), vol. 8, pp. 3525–3529.
- [14] CLEMENTI, A. E. F.; CRESCENZI, P.; PENNA, P.; ROSSI, G.; VOCCA, P. On the complexity of computing minimum energy consumption broadcast subgraphs. In *STACS '01: Proceedings of the 18th Annual Symposium on Theoretical Aspects of Computer Science* (London, UK, 2001), Springer-Verlag, pp. 121–131.
- [15] CORREIA, L. H. A.; MACEDO, D. F.; DOS SANTOS, A. L.; LOUREIRO, A. A. F.; NOGUEIRA, J. M. S. Transmission power control techniques for wireless sensor networks. *Computer Networks* 51, 17 (2007), 4765–4779.
- [16] DAI, F.; DAI, Q.; WU, J. Power efficient routing trees for ad hoc wireless networks using directional antenna. *Ad Hoc Networks* 3 (2005), 621–628.
- [17] DAS, A. K.; MARKS, R. J.; EL-SHARKAWI, M.; ARABSHAHI, P.; GRAY, A. r-shrink: a heuristic for improving minimum power broadcast trees in wireless networks. In *IEEE GLOBECOM* (2003), pp. 523–527.
- [18] DING, P.; HOLLIDAY, J. A dynamic localized minimum-energy agent tree-based data dissemination scheme for wireless sensor networks. In *ICA3PP'07: Proceedings of the 7th international conference on Algorithms and architectures for parallel processing* (Berlin, Heidelberg, 2007), Springer-Verlag, pp. 433–445.
- [19] DU, W.; DENG, J.; HAN, Y. S.; VARSHNEY, P. K. A key predistribution scheme for sensor networks using deployment knowledge. *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing* 3 (2006), 62–77.
- [20] FEO, T.; RESENDE, M. A probabilistic heuristic for a computationally difficult set covering problem. *Operations Research Letters* 8 (1989), 67–71.
- [21] GAREY, M. R.; JOHNSON, D. S. *Computers and intractability: A guide to the theory of NP-completeness*. W. H. Freeman, 1979.
- [22] GUI, C. *Routing Performance And Power Conservation In Ad Hoc and Sensor Networks*. PhD thesis, University of California Davis, 2005.
- [23] GUO, S.; YANG, O. Minimum-energy multicast in wireless ad hoc networks with adaptive antennas: MILP formulations and heuristic algorithms. *IEEE Transactions on Mobile Computing* 5, 4 (2006), 333–346.
- [24] HANSEN, P.; MLADENOVIC, N. Variable neighborhood search, 1997.
- [25] HANSEN, P.; MLADENOVIC, N. Variable neighborhood search: Principles and applications. *European Journal of Operational Research* 130, 3 (May 2001), 449–467.

- [26] HAUER, J.-H.; HANDZISKI, V.; KÖPKE, A.; WILLIG, A.; WOLISZ, A. A component framework for content-based publish/subscribe in sensor networks. In *EWSN'08: Proceedings of the 5th European Conference on Wireless Sensor Networks* (Berlin, Heidelberg, 2008), Springer-Verlag, pp. 369–385.
- [27] HUANG, J.-H.; BUCKINGHAM, J.; HAN, R. A level key infrastructure for secure and efficient group communication in wireless sensor network. *Security and Privacy for Emerging Areas in Communications Networks, International Conference on* (2005), 249–260.
- [28] HUANG, Q.; LU, C.; CATALIN ROMAN, G. Spatiotemporal multicast in sensor networks. In *SenSys '03: Proceedings of the 1st international conference on Embedded networked sensor systems* (New York, NY, USA, 2003), ACM, pp. 205–217.
- [29] IBM ILOG CPLEX OPTIMIZER. Disponível em <<http://www-2000.ibm.com/software/integration/optimization/cplex/>> (Acesso em: 05/abril/2010).
- [30] JI, L.; CORSON, M. S. Differential destination multicast: A manet multicast routing protocol for small groups. In *INFOCOM 2001. Twentieth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. Proceedings. IEEE* (2001), vol. 2, pp. 1192–1201 vol.2.
- [31] KONSTANTINIDIS, A.; YANG, K.; CHEN, H.-H.; ZHANG, Q. Energy-aware topology control for wireless sensor networks using memetic algorithms. *Comput. Commun.* 30, 14-15 (2007), 2753–2764.
- [32] LANGENDOEN, K. G. Medium access control in wireless sensor networks. In *Medium Access Control in Wireless Networks*, H. Wu and Y. Pan, Eds. Nova Science Publishers, Inc., may 2008, pp. 535–560.
- [33] LI, D.; JIA, X.; LIU, H. Energy efficient broadcast routing in static ad hoc wireless networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing* 3 (2004), 144–151.
- [34] LIANG, W. Constructing minimum-energy broadcast trees in wireless ad hoc networks. In *MobiHoc '02: Proceedings of the 3rd ACM international symposium on Mobile ad hoc networking & computing* (New York, NY, USA, 2002), ACM, pp. 112–122.
- [35] LIN, S.; ZHANG, J.; ZHOU, G.; GU, L.; STANKOVIC, J. A.; HE, T. ATPC: adaptive transmission power control for wireless sensor networks. In *SenSys '06: Proceedings of the 4th international conference on Embedded networked sensor systems* (New York, NY, USA, 2006), ACM, pp. 223–236.
- [36] LING, H.; ZNATI, T. GKM: A group dynamics aware key management scheme for multicast communications in ad-hoc sensor networks. *Performance, Computing, and Communications Conference, 2007. IPCCC 2007. IEEE Internationala* (April 2007), 459–466.
- [37] LIU, X.; ZHAO, G.; KUMAR, A. Destination clustering geographic multicast for wireless sensor networks. *International Conference on Parallel Processing Workshops 0* (2007), 48.

- [38] LLOYD, E. L.; LIU, R.; MARATHE, M. V.; RAMANATHAN, R.; RAVI, S. S. Algorithmic aspects of topology control problems for ad hoc networks. *Mob. Netw. Appl.* 10, 1-2 (2005), 19–34.
- [39] LOUREIRO, A. A. F.; NOGUEIRA, J. M. S.; RUIZ, L. B.; MINI, R. A. Wireless sensors network. In *Proceedings of the 22nd Brazilian Computer Science Society Congress (SBC'02)* (Florianópolis, SC, Brazil, 2002), pp. 193–234. Tutorial.
- [40] MACHADO, M. V.; GOUSSEVSKAIA, O.; MINI, R. A. F.; REZENDE, C. G.; LOUREIRO, A. A. F.; MATEUS, G. R.; NOGUEIRA, J. M. S. Data dissemination in autonomic wireless sensor networks. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications* (2005), 2305–2319.
- [41] MACHADO, M. V.; MINI, R. A.; LOUREIRO, A. A. F.; GUIDONI, D. L.; DE MELO, P. O. S. V. Gossiping using the energy map in wireless sensor networks. In *MSWiM '07: Proceedings of the 10th ACM Symposium on Modeling, analysis, and simulation of wireless and mobile systems* (New York, NY, USA, 2007), ACM, pp. 368–372.
- [42] MACQUEEN, J. B. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proc. of the fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability* (1967), L. M. L. Cam and J. Neyman, Eds., vol. 1, University of California Press, pp. 281–297.
- [43] MAUVE, M.; FÜSSLER, H.; WIDMER, J.; LANG, T. Position-based multicast routing for mobile ad-hoc networks. *SIGMOBILE Mob. Comput. Commun. Rev.* 7, 3 (2003), 53–55.
- [44] MINI, R. A. F.; LOUREIRO, A. A. F.; NATH, B. A probabilistic approach to predict the energy consumption in wireless sensor networks. In *In IV Workshop de Comunicação sem Fio e Computação Móvel. São Paulo* (2002), pp. 23–25.
- [45] MINI, R. A. F.; VAL MACHADO, M. D.; LOUREIRO, A. A. F.; NATH, B. Prediction-based energy map for wireless sensor networks. *Ad Hoc Netw.* 3, 2 (2005), 235–253.
- [46] MONTEMANNI, R. Maximum lifetime broadcasting topologies in wireless sensor networks: Advanced mathematical programming models. *Hawaii International Conference on System Sciences 0* (2009), 1–10.
- [47] MONTEMANNI, R.; LEGGIERI, V. An exact algorithm for the minimum power multicasting problem in wireless sensor networks. *Electronic Notes in Discrete Mathematics* 36 (2010), 215 – 222. ISCO 2010 - International Symposium on Combinatorial Optimization.
- [48] NGUYEN, G. D. General algorithms for construction of broadcast and multicast trees with applications to wireless networks. *Journal of Communications and Networks* 7 (2008), 263–277.
- [49] NI, S.-Y.; TSENG, Y.-C.; CHEN, Y.-S.; SHEU, J.-P. The broadcast storm problem in a mobile ad hoc network. In *MobiCom '99: Proceedings of the 5th annual ACM/IEEE international conference on Mobile computing and networking* (New York, NY, USA, 1999), ACM, pp. 151–162.

- [50] OLIVEIRA, C. A. S.; PARDALOS, P. M. Ad hoc networks: Optimization problems and solution methods. *Combinatorial Optimization in Communication Networks 2005* (2005), 138–160.
- [51] ONODERA, K.; MIYAZAKI, T. An autonomous multicast-tree creation algorithm for wireless sensor networks. In *Future Generation Communication and Networking (FGCN 2007)* (6-8 2007), vol. 1, pp. 268 –273.
- [52] PEREIRA, L. S. S. Heurísticas para o problema de transmissão multiponto com minimização de energia para redes de sensores. Master’s thesis, Universidade Federal Fluminense - Instituto de Computação, 2006.
- [53] POTTIE, G. J.; KAISER, W. J. Embedding the Internet: wireless integrated network sensors. *Communications of the ACM* 43, 5 (May 2000), 51–51.
- [54] PRAIS, M.; RIBEIRO, C. Reactive GRASP: An application to a matrix decomposition problem in TDMA traffic assignment. *INFORMS Journal on Computing* 12 (2000), 164–176.
- [55] RAGHUNATHAN, V.; SCHURGERS, C.; PARK, S.; SRIVASTAVA, M. B. Energy aware wireless sensor networks. *IEEE Signal Processing Magazine* 19 (2002), 40–50.
- [56] RAJENDRAN, V.; OBRACZKA, K.; GARCIA-LUNA-ACEVES, J. J. Energy-efficient, collision-free medium access control for wireless sensor networks. *Wirel. Netw.* 12, 1 (2006), 63–78.
- [57] REN, K.; LOU, W.; ZHU, B.; JAJODIA, S. Secure and efficient multicast in wireless sensor networks allowing ad hoc group formation. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on* 58, 4 (may 2009), 2018 –2029.
- [58] RESENDE, M.; RIBEIRO, C. GRASP. In *Search Methodologies*, E. Burke and G. Kendall, Eds. Springer, 2010.
- [59] RIBEIRO, C.; UCHOA, E.; WERNECK, R. A hybrid GRASP with perturbations for the steiner problem in graphs. *INFORMS J. on Computing* 14, 3 (2002), 228–246.
- [60] SAUKH, O.; MARRÓN, P. J.; LACHENMANN, A.; GAUGER, M.; MINDER, D.; ROTHERMEL, K. Generic routing metric and policies for WSNs. In *3rd European Workshop on Wireless Sensor Networks (EWSN’06)* (Zurich, Switzerland, Feb. 2006), Springer, pp. 99–114.
- [61] SHETH, A.; SHUCKER, B.; HAN, R. Vlm2: A very lightweight mobile multicast system for wireless sensor networks. In *IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)* (2003), pp. 1936–1941.
- [62] STAVROS, A.; IOANNIS, C.; CHRISTOS, K.; KANELLOPOULOS, P. Experimental comparison of algorithms for energy-efficient multicasting in ad hoc networks. In *In Proc. of the 3rd International Conference for Ad Hoc Networks and Wireless (ADHOC-NOW ’04)* (2004), vol. 3158 of *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, pp. 183–196.

- [63] STEFFAN, J.; FIEGE, L.; CILIA, M.; BUCHMANN, A. Scoping in wireless sensor networks: a position paper. In *MPAC '04: Proceedings of the 2nd workshop on Middleware for pervasive and ad-hoc computing* (New York, NY, USA, 2004), ACM, pp. 167–171.
- [64] TAHERIAN, S.; BACON, J. A Publish/Subscribe Protocol for Resource-Awareness in Wireless Sensor Networks. In *Proceedings of the International Workshop on Localized Algorithms and Protocols for Wireless Sensor Networks (LOCALGOS 2007)* (Santa Fe, NM, USA, Jun 2007), J. Aspnes, C. Scheideler, A. Arora, and S. Madden, Eds., vol. 4549 of *Lecture Notes in Computer Science*, IEEE Computer Society, Springer, pp. 27–38.
- [65] TRAN, D. A.; PHAM, C. A content-guided publish/subscribe mechanism for sensor networks without location information. *Computer Communications* 33, 13 (2010), 1515–1523.
- [66] TSCHA, Y.; ÇAGLAYAN, M. U. Query slipping prevention for trajectory-based publishing and subscribing in wireless sensor networks. *Computer Communications* 29 (2006), 1979–1991.
- [67] WANG, Z.; BULUT, E.; SZYMANSKI, B. K. Energy efficient collision aware multi-path routing for wireless sensor networks. In *ICC (2009)*, pp. 1–5.
- [68] WANG, Z.; CROWCROFT, J. Shortest path first with emergency exits. *SIGCOMM Comput. Commun. Rev.* 20, 4 (1990), 166–176.
- [69] WIESELTHIER, J. E.; NGUYEN, G. D.; EPHREMIDES, A. On the construction of energy-efficient broadcast and multicast trees in wireless networks. In *19th IEEE INFOCOM (2000)*, pp. 585–594.
- [70] WIESELTHIER, J. E.; NGUYEN, G. D.; EPHREMIDES, A. Algorithms for energy-efficient multicasting in static ad hoc wireless networks. *Mob. Netw. Appl.* 6, 3 (2001), 251–263.
- [71] WIESELTHIER, J. E.; NGUYEN, G. D.; EPHREMIDES, A. Resource management in energy-limited, bandwidth-limited, transceiver-limited wireless networks for session-based multicasting. *Computer Networks* 39, 5 (2002), 113–131.
- [72] WU, S.; CANDAN, K. S. Demand-scalable geographic multicasting in wireless sensor networks. *Computer Communications* 30 (2007), 2931–2953.
- [73] WU, Y.; MEMBER, S.; CHOU, P. A.; YUAN KUNG, S. Minimum-energy multicast in mobile ad hoc networks using network coding. *IEEE Trans. Commun* 53 (2005), 1906–1918.
- [74] XIANGLI, W.; LAYUAN, L.; WENBO, W. An energy-efficiency multicast routing algorithm in wireless sensor networks. *Computing, ISECS International Colloquium on Communication, Control and Management* 2 (2008), 572–576.
- [75] XU, J.; PERIC, B.; VOJCIC, B. Energy-aware and link-adaptive routing metrics for ultra wideband sensor networks. In *Networking with Ultra Wide Band and Workshop on Ultra Wide Band for Sensor Networks 2nd International Workshop* (2005), pp. 1–8.

- [76] XU, J.; PERIC, B.; VOJCIC, B. Performance of energy-aware and link-adaptive routing metrics for ultra wideband sensor networks. *Mob. Netw. Appl.* 11, 4 (2006), 509–519.
- [77] YUAN, D. Computing optimal or near-optimal trees for minimum-energy broadcasting in wireless networks. In *WIOPT '05: Proceedings of the Third International Symposium on Modeling and Optimization in Mobile, Ad Hoc, and Wireless Networks* (Washington, DC, USA, 2005), IEEE Computer Society, pp. 323–331.
- [78] YUAN, D.; BAUER, J.; HAUGLAND, D. Minimum-energy broadcast and multicast in wireless networks: An integer programming approach and improved heuristic algorithms. *Ad Hoc Netw.* 6, 5 (2008), 696–717.
- [79] ZHANG, W. T.; JIA, X. H.; HUANG, C. H.; YANG, Y. Energy-aware location-aided multicast routing in sensor networks. In *International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing* (2005), vol. 2, pp. 901 – 904.
- [80] ZHAO, G.; LIU, X.; KUMAR, A. Geographic multicast with k-means clustering for wireless sensor networks. In *Vehicular Technology Conference, 2008. VTC Spring 2008. IEEE* (11-14 2008), pp. 233 –237.
- [81] ZHOU, J.; CAO, Q.; LI, C.; HUANG, R. A genetic algorithm based on extended sequence and topology encoding for the multicast protocol in two-tiered wsn. *Expert Syst. Appl.* 37, 2 (2010), 1684–1695.
- [82] ÇANTEPE, S. A.; YENER, B. Key distribution mechanisms for wireless sensor networks: a survey. Tech. rep., Rensselaer Polytechnic Institute, 2005.

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)