

PAUL IAN NICOLA VILLAR YACILA

**ALOCAÇÃO ÓTIMA DE UNIDADES DE
GERAÇÃO DISTRIBUÍDA FOTOVOLTAICA EM
REDES ELÉTRICAS**

São Paulo
2024

PAUL IAN NICOLA VILLAR YACILA

**ALOCAÇÃO ÓTIMA DE UNIDADES DE
GERAÇÃO DISTRIBUÍDA FOTOVOLTAICA EM
REDES ELÉTRICAS**

VERSÃO CORRIGIDA

Dissertação apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção do
Título de Mestre em Ciências.

São Paulo
2024

PAUL IAN NICOLA VILLAR YACILA

**ALOCAÇÃO ÓTIMA DE UNIDADES DE
GERAÇÃO DISTRIBUÍDA FOTOVOLTAICA EM
REDES ELÉTRICAS**

VERSÃO CORRIGIDA

Dissertação apresentada à Escola Politécnica da
Universidade de São Paulo para obtenção do
Título de Mestre em Ciências.

Área de Concentração: Sistemas de Potência

Orientador: Prof. Dr. Giovanni Manassero Junior

São Paulo
2024

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

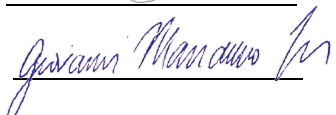
Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, 30 de Janeiro de 2024

Assinatura do autor: _____



Assinatura do orientador: _____



Catálogo-na-publicação

Villar, Paul

Alocação ótima de unidades de geração distribuída fotovoltaica em redes elétricas / P. Villar -- versão corr. -- São Paulo, 2024.

106 p.

Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas.

1.Simulação de sistemas 2.Sistemas Fotovoltaicos 3.Redes de distribuição de energia elétrica 4.Fontes Renováveis de energia I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas II.t.

Dedicatória

A minha mãe que me deu a vida e sem esse dom eu não poderia ter feito nada. Espero que este trabalho possa retribuir em algo, tudo o que ela fez e continua a fazer por mim.

A minha irmã pelo seu edificante exemplo e por me dar a oportunidade de amar com obras e de verdade.

A minha esposa Maria Fernanda e meus filhos Macarena e Ignacio, quem tem o grande dom de me movimentar a ser melhor a cada dia.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, eu gostaria de agradecer a Deus, especialmente, pelas amizades que ganhei e pelo valioso aprendizado neste período de estudos na 'Poli'.

Agradeço profundamente ao Prof. Giovanni Manassero Junior pela boa disposição e suporte no início, durante e até o fim desta caminhada. Sua orientação significou uma contribuição muito positiva na minha formação profissional e humana.

Também aproveito para agradecer aos professores Pellini, o primeiro professor do PEA que eu conheci, Milana e Silvio, quem me receberam com muita atenção e foram pacientes comigo.

Muito obrigado aos meus queridos colegas e amigos do LProt: Priscila, Leo Ramos, Tex, César, Drayton e o Leo Nascimento. O apoio de vocês e o ambiente caloroso do laboratório foram muito importantes para me sentir como em casa e atingir os objetivos planejados. Da mesma forma, agradeço aos funcionários do PEA, em particular a Eliana Futenma e ao pessoal da limpeza.

Não quero deixar de agradecer à Universidad de Piura pela confiança e oportunidade de realizar o mestrado. Nesse sentido, expresso minha gratidão aos professores Justo Oquelis, Edilberto Vásquez, Daniel Marcelo e Alejandro Ancajima, que sempre me animaram e apoiaram ao longo do processo.

Foram muitas as pessoas que me acompanharam de perto ou de longe nesta etapa e a tornaram a mais estupenda até agora: muito obrigado a todos por tudo!

“Epígrafe”

-Far better an approximate answer to
the right question..., than the exact
answer to the wrong question...-

John Tukey

RESUMO

A inserção de unidades de geração distribuída nas redes elétricas vai se tornando uma alternativa cada vez mais atraente para o usuário final de energia elétrica. Esse novo cenário exige que as concessionárias estejam preparadas para atender essas opções que influenciam diretamente na operação, controle e planejamento das redes sob suas áreas de concessão.

Dentro das diversas problemáticas decorrentes da geração distribuída ou descentralizada, encontra-se a alocação adequada deste tipo de geradores nas redes elétricas. Para acometer essa questão, esse trabalho apresenta uma nova ferramenta computacional que aloca simultaneamente e de forma ótima um conjunto de unidades de geração distribuída fotovoltaica em redes elétricas. O termo ‘alocação ótima’ faz referência ao objetivo que deve ser atingido pela solução proposta. Nesse caso, o intuito dessa pesquisa é identificar os barramentos de uma rede elétrica de distribuição onde a injeção de potência elétrica distribuída consiga minimizar as perdas elétricas.

A ferramenta computacional utiliza um algoritmo baseado na técnica de otimização meta-heurística conhecida como *Pattern Search*, o qual foi desenvolvido em MATLAB. Para rodar o fluxo de potência e, portanto, calcular a função objetivo (perdas elétricas), o algoritmo conecta com o *Open Distribution System Simulator* (OpenDSS).

Para comprovar o desempenho da solução proposta, foi utilizado um caso de estudo baseado na rede padrão *IEEE 123-Node Test Feeder*. As cargas presentes nessa rede foram modeladas ao longo do dia usando os dados da campanha de medições de uma concessionária do Estado de São Paulo, os quais foram fornecidos pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL). Além disso, as irradiâncias solares registradas por duas estações meteorológicas da cidade de São Paulo foram incluídas no algoritmo.

Os resultados obtidos demonstram a eficiência da metodologia desenvolvida no trabalho, a qual pode ser aplicada para qualquer tipo de rede.

Palavras-Chave – Simulação de sistemas, Sistemas Fotovoltaicos, Redes de distribuição de energia elétrica, Fontes Renováveis de energia.

ABSTRACT

The insertion of distributed generation units in power grids is becoming an increasingly attractive alternative for electricity end users. This new scenario prepares utilities to meet these options, directly influencing the networks operation, control and planning under their concession areas.

One of the multiple problems arising from distributed or decentralized generation is the proper allocation of distributed generators in electric grids. This research presents a new computational tool to address this issue that optimally and simultaneously allocates five photovoltaic distributed generation units in electric networks.

‘Optimal allocation’ refers to the objective the proposed solution should achieve. In this case, this research aims to identify the buses of an electric distribution network where the injection of distributed electric power can minimize electrical losses.

The proposed computational tool consists of an algorithm based on the metaheuristic optimization technique, Pattern Search, developed in MATLAB. The proposed algorithm connects with the Open Distribution System Simulator (OpenDSS) to run power flow and thus calculate the objective function (electrical losses).

The author used a case study based on IEEE 123-Node Test Feeder to test the proposed solution performance. Loads in this network were modeled throughout the day using data from a São Paulo State concessionaire’s field measurements, which the National Electric Energy Agency (ANEEL) makes available upon request. In addition, the author also included the solar radiance registered by São Paulo City weather stations.

Results show the efficiency of the methodology developed in this research and indicate that applying it to different types of networks is possible.

Keywords – Distributed generation, Optimization, Heuristic methods, Pattern search, Power losses.

LISTA DE FIGURAS

1	Movimento exploratório GPS	34
2	Movimento exploratório MADS	34
3	Fluxograma Pattern Search	36
4	Passo do programa em cada software	41
5	Fluxograma da ferramenta desenvolvida	47
6	Topologia do IEEE 123 <i>Node Test Feeder</i>	52
7	Trechos da rede com maior carregamento (Caso base)	52
8	Curva de irradiância reportada na estação SESC Interlagos	54
9	Curva de irradiância efetiva na estação SESC Interlagos	55
10	Curva de irradiância reportada na estação Mirante de Santana	56
11	Irradiância efetiva reportada pela estação Mirante de Santana	57
12	Característica da demanda de um consumidor residencial	58
13	Característica da demanda de um consumidor comercial	59
14	Característica da demanda de um consumidor industrial	60
15	LineCode geral SESC Interlagos	63
16	Potência FV distribuída injetada na rede - SESC Interlagos	64
17	Distribuição da alocação ótima na rede (Interlagos 60 seg - GPS)	65
18	Potências fornecidas pelo alimentador em ambos os cenários - GPS SESC Interlagos	67
19	Perdas elétricas nas linhas sem e com GD - GPS SESC Interlagos	68
20	Porcentagem das perdas elétricas em função da potência do alimentador - GPS SESC Interlagos	69
21	Porcentagem da produção de GD em função da potência do alimentador - GPS SESC Interlagos	70

22	Diminuição da potência perdida nas linhas devido à presença de GD - GPS SESC Interlagos	71
23	Diminuição da potência do alimentador devido à presença de GD - GPS SESC Interlagos	72
24	Distribuição da alocação ótima na rede (Interlagos 180 seg - MADS)	73
25	Potências fornecidas pelo alimentador em ambos os cenários - MADS SESC Interlagos	76
26	Perdas elétricas nas linhas sem e com GD - MADS SESC Interlagos	76
27	Porcentagem das perdas elétricas em função da potência do alimentador - MADS SESC Interlagos	77
28	Porcentagem da produção de GD em função da potência do alimentador - MADS SESC Interlagos	78
29	Diminuição da potência perdida nas linhas devido à presença de GD - MADS Interlagos	79
30	Diminuição da potência do alimentador devido à presença de GD - MADS SESC Interlagos	80
31	LineCode do PS para os dados do Mirante de Santana	80
32	Potência FV distribuída injetada na rede - Mirante de Santana	81
33	Distribuição da alocação ótima na rede (Santana 120 seg - GPS)	82
34	Potências fornecidas pelo alimentador em ambos os cenários	83
35	Perdas elétricas nas linhas sem e com GD	84
36	Porcentagem das perdas elétricas em função da potência do alimentador	85
37	Porcentagem da produção de GD em função da potência do alimentador	86
38	Diminuição da potência perdida nas linhas devido à presença de GD	86
39	Diminuição da potência do alimentador devido à presença de GD	87
40	Distribuição da alocação ótima na rede (Santana 300 seg - MADS)	88
41	Potências fornecidas pelo alimentador em ambos os cenários	90
42	Perdas elétricas nas linhas sem e com GD	91

43	Porcentagem das perdas elétricas em função da potência do alimentador . .	91
44	Porcentagem da produção de GD em função da potência do alimentador .	92
45	Diminuição da potência perdida nas linhas devido à presença de GD - SANTANA MADS	93
46	Diminuição da potência do alimentador devido à presença de GD - SAN- TANA MADS	94

LISTA DE TABELAS

1	Resumo das otimizações feitas	62
---	---	----

ACRÔNIMOS

- ABC** Artificial Bee Colony Optimization
- ACO** Ant Colony Optimization
- AC OPF** AC Optimal Power Flow
- ACS** Ant Colony System
- ANEEL** Agência Nacional de Energia Elétrica
- BFA** Bacteria Foraging Algorithm
- COM** Component Object Model
- COP** Conferência das Partes
- DP** Programação Dinâmica
- GA** Genetic Algorithm
- GD** Geração Distribuída
- GPS** Generalized Pattern Search
- IEEE** Institute of Electrical and Electronics Engineers
- INMET** Instituto Nacional de Meteorologia
- MADS** Mesh Adaptive Direct Search
- MATLAB** MATrix LABoratory
- LP** Programação Linear
- MINLP** Programação Não Linear Inteira Mista
- MIP** Programação Inteira Mista
- NLP** Programação Não Linear
- OpenDSS** Open Distribution System Simulator

OPF Fluxo de Potência Ótimo

PRODIST Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional

PS Pattern Search

PSO Particle Swarm Optimization

SVM Support Virtual Machines

SUMÁRIO

1	Considerações iniciais	15
1.1	Introdução	15
1.2	Objetivos	18
1.3	Estrutura do trabalho	19
2	Revisão bibliográfica	20
2.1	Geração distribuída	20
2.2	Alocação ótima	21
2.3	Ferramentas matemáticas para otimização	22
2.4	<i>Pattern Search</i>	31
2.4.1	Movimento exploratório	32
2.4.2	Movimento padrão	35
3	Metodologia proposta	37
3.1	Metodologia	37
3.2	Formulação da otimização	38
3.2.1	Função objetivo	38
3.2.2	Restrições operacionais	39
3.2.2.1	Tensão nas barras	39
3.2.2.2	Limite térmico	39
3.2.2.3	Injeção de potência GD	39
3.2.2.4	Fator de potência	40
3.3	Implementação do algoritmo	40
3.3.1	Profilaxia do MATLAB	41

3.3.2	Tratamento de dados de entrada	42
3.3.3	Otimização	42
3.4	OpenDSS	47
4	Resultados	50
4.1	Caso estudo	50
4.1.1	Elementos de transporte de energia	50
4.1.2	Elementos de conversão de energia	51
4.1.3	Elementos de suporte de energia	51
4.2	Geração distribuída e recurso solar	53
4.2.1	Estação meteorológica automática SESC Interlagos	53
4.2.2	Estação meteorológica automática Mirante de Santana	55
4.3	Descrição dos dados de entrada	57
4.3.1	Tipos de cargas da rede	57
4.3.1.1	Cargas do tipo residencial	58
4.3.1.2	Cargas do tipo comercial	59
4.3.1.3	Cargas do tipo industrial	60
4.4	Otimizações	61
4.4.1	Testes SESC Interlagos	63
4.4.1.1	Otimiza 60 segundos - GPS	64
4.4.1.2	Otimiza 180 segundos - MADS	72
4.4.2	Testes Mirante de Santana	80
4.4.2.1	Otimiza 120 segundos - GPS	82
4.4.2.2	Otimiza 300 segundos - MADS	87
5	Conclusões	95
	Referências	97

1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

1.1 Introdução

Nas últimas décadas, diversos fatores estão favorecendo o aproveitamento de fontes renováveis de energia. No caso concreto do setor elétrico, o modelo tradicional de produção de energia elétrica através de grandes usinas centralizadas de potência (hidrelétricas, térmicas, nucleares, etc.) está sofrendo alterações por causa da injeção de potência na própria infraestrutura de transporte de eletricidade, geralmente, a partir de fontes alternativas de energia.

Se essa injeção de potência é feita ao longo das redes elétricas de distribuição, muito próxima das cargas [1], considera-se como Geração Distribuída (GD); a qual também é conhecida como: geração dispersa, geração embarcada ou descentralizada [2]. No Brasil, segundo o porte da instalação, a GD se classifica como micro e minigeração. As unidades de microgeração são aquelas cuja potência instalada é menor ou igual a 75 kW, no caso das unidades de minigeração, sua potência instalada é superior a 75 kW e menor ou igual a 3 MW para a fonte hídrica e 5 MW para as outras fontes [3].

A integração da GD nas redes elétricas vem causando não só mudanças de paradigmas na operação, planejamento e manutenção, mas também problemas técnicos, os quais, longe de serem considerados como negativos, apresentam-se como obstáculos de interesse para serem resolvidos pela engenharia.

Inicialmente, a geração de energia elétrica a partir de fontes renováveis era uma solução comum perante a falta de eletrificação nas zonas rurais. Hoje em dia, o aumento exponencial da demanda, o esgotamento contínuo das fontes tradicionais para a geração de eletricidade e o legítimo empenho pelo cuidado do ambiente são alguns dos motivos que propiciam uma inserção de GD cada vez mais massiva [4].

Pelo fato de incluir novas fontes de energia nos sistemas de potência, a GD produz um cenário interessante de diversificação da matriz energética, o que leva a fortalecer

questões importantes no setor energético dos países; essas questões estão relacionadas com a autonomia e a segurança energéticas, principalmente.

Para concretizar o aproveitamento das fontes renováveis de energia, as tecnologias majoritariamente desenvolvidas para os casos de GD são:

- *Sistemas solares fotovoltaicos*: O emprego de GD baseada na tecnologia fotovoltaica tem crescido de forma bastante acentuada nos últimos anos. Esse fato decorre da flexibilidade de instalação que brinda esse tipo de tecnologia, bem como do custo de manutenção, o qual é relativamente reduzido [5].
- *Sistemas eólicos*: Dentre as diversas tecnologias baseadas em fontes renováveis, pode-se dizer que a geração eólica é aquela que apresenta o maior nível de maturidade. Atualmente, existem alguns tipos consagrados de configurações e formas de conexão à rede elétrica [6].
- *Células combustíveis*: Esse tipo de tecnologia possui alta eficiência e baixo impacto ambiental, quando comparada com a tecnologia convencional que é baseada no uso de combustíveis fósseis. Devido à ausência de partes móveis e à flexibilidade de instalação, pode-se tornar uma alternativa importante em um futuro próximo [7].
- *Micro-turbinas a gás*: A tecnologia de pequenas turbinas a gás não é nova e considera-se como uma solução de baixo impacto ambiental e alta eficiência energética [8].

Além disso, a Geração Distribuída gera grande interesse nos sistemas de potência, já que tem a possibilidade de oferecer numerosos benefícios econômicos, técnicos e ambientais.

No tocante aos benefícios econômicos, podem-se destacar os seguintes:

- *Redução dos custos operacionais em intervalos de alta demanda*: As unidades GD podem ser usadas para fornecer de eletricidade ao sistema durante períodos de alta demanda e, conseqüentemente, impactar diretamente na diminuição de custos de geração, transmissão e distribuição de energia elétrica [9].
- *Adiamento de investimentos em infraestrutura elétrica*: Sob a abordagem tradicional do fornecimento de eletricidade, uma maior demanda de energia elétrica motiva às empresas do setor elétrico a fazerem grandes investimentos para construir novas usinas de geração, subestações, linhas elétricas (transmissão, sub-transmissão

e distribuição), etc. Devido à magnitude desses investimentos, o *payback* se considera elevado e não se encaixaria na tendência atual para a criação de soluções eficientes e orientadas para a sustentabilidade do mercado elétrico [10].

A respeito dos benefícios técnicos da GD, os mais importantes são:

- *Melhoras na confiabilidade das redes elétricas:* As unidades GD podem ser utilizadas como um sistema de abastecimento alternativo ou auxiliar devido à indisponibilidade das redes elétricas por causa de interrupções de energia, ataques externos, etc. Essas unidades também podem funcionar como contribuintes ativos para as redes de distribuição e sub-transmissão. Essas características favorecem um fornecimento de eletricidade com interrupções de menor duração e/ou menor frequência [11].
- *Melhora no perfil de tensões das redes elétricas:* Na configuração tradicional dos sistemas de distribuição, os quais são passivos e radiais, a tensão na rede diminui em função da distância percorrida pela mesma. Esta circunstância pode causar que a tensão de serviço seja menor do que o limite permitido em cargas remotas; portanto, a produção de energia por parte das unidades GD permitirá aumentar o nível de tensão nas zonas onde a GD será conectada para reverter os possíveis colapsos de tensão [12].
- *Redução de perdas técnicas:* Seja que a GD forneça energia elétrica para uma carga exclusiva ou injete potência em qualquer ponto do sistema de distribuição, em ambos os casos a injeção de energia distribuída fará com que a corrente elétrica suprida pelas usinas tradicionais de geração nas redes seja menor. Desse modo, as perdas de energia nas linhas de transmissão e distribuição irão diminuir. Em alimentadores com grandes perdas, uma pequena injeção de GD (entre 10% e 20% da carga do alimentador), estrategicamente alocada, pode causar uma redução significativa de perdas de energia elétrica [13], [14].
- *Melhoras na qualidade de energia:* A integração das unidades GD em redes de distribuição pode também reduzir significativamente harmônicas, aumentos e flutuações de tensão, etc. [15].

Sobre o aspecto ambiental, tem-se que, diante das ameaças do aquecimento global e das mudanças climáticas, vários acordos internacionais entre os países industrializados foram propostos com o objetivo de reduzir as emissões de poluentes e mitigar seus efeitos a fim de evitar maiores riscos para a vida das pessoas. Nesse sentido, reconhece-se

que o setor de energia é aquele que mais contribui para a emissão de gases de efeito estufa [16]. Sob essa conjuntura, a maioria dos países desenvolvidos tem fechado acordos internacionais para diminuir a dependência energética dos combustíveis fósseis. Dentre esses acordos, acha-se o propósito de reduzir as emissões de CO₂ entre 50% e 80% para o ano 2050 [17]. Como dado relevante, cabe salientar que a geração fotovoltaica produz menos de 15% do dióxido de carbono que uma usina convencional a carvão produziria [18]. Em consequência, tem-se mais uma razão para a GD ser avaliada como uma opção muito interessante nos sistemas elétricos de potência.

Além do mais, a desregulamentação do mercado elétrico e o aumento do número de veículos elétricos no parque automotivo fomentam direta ou indiretamente a conexão de GD nas redes elétricas.

Embora a inserção de GD nas redes elétricas seja muito favorável, o simples fato de fornecer energia distribuída em qualquer ponto da rede não garante necessariamente que os benefícios antes indicados possam ser alcançados. A conexão de unidades GD em locais inadequados da rede podem trazer efeitos opostos para a estabilidade, confiabilidade, proteção, perdas de potência, qualidade de energia, etc., prejudicando a operação do sistema elétrico [19].

Por conseguinte, é imprescindível desenvolver metodologias e ferramentas que permitam identificar locais ‘ótimos’ para atender aos requisitos das redes e, com isso, facilitar as tarefas de planejamento e controle por parte das concessionárias de energia elétrica.

Diversos métodos analíticos, numéricos, heurísticos e híbridos (combinação dos anteriores) têm sido elaborados para solucionar a problemática da alocação ótima de GD em redes de distribuição. Os mesmos são descritos nas seções próximas.

A aplicação do método meta-heruístico *Patten Search*, o qual não tem sido muito utilizado para resolver o problema de alocação ótima de geração distribuída, é aplicado neste trabalho para alocar unidades GD dentro de uma rede de distribuição baseada no *IEEE 123-Node Test Feeder* [20] com o objetivo de minimizar perdas elétricas.

1.2 Objetivos

Essa pesquisa tem por objetivo principal desenvolver uma nova metodologia para alocar plantas de GD fotovoltaicas em redes elétricas de distribuição de forma que favoreçam a operação e o planejamento desses sistemas elétricos.

O método de alocação desenvolvido neste trabalho é abordado como um problema de otimização, através do qual, buscam-se pontos dentro da rede onde a injeção de potência GD consiga minimizar as perdas técnicas (função objetivo) nas linhas de distribuição. A literatura científica chama a essa tarefa como ‘alocação ótima’.

Para resolver o problema de otimização, a metodologia proposta neste estudo utiliza a técnica meta-heurística *Pattern Search*. Adaptando a técnica de otimização, usando os parâmetros elétricos de uma rede de distribuição padrão *IEEE* e os dados climáticos necessários, um algoritmo computacional foi implementado em uma linguagem de alto nível como MATLAB.

1.3 Estrutura do trabalho

Além deste primeiro capítulo a modo de introdução, o presente trabalho encontra-se organizado da seguinte maneira:

O Capítulo 2 descreve diferentes estudos a respeito dos impactos da GD em redes elétricas, metodologias diversas para solucionar o problema de alocação ótima de GD, cujas abordagens serviram de base para desenvolver esse trabalho. Ou seja, nesse capítulo pretende-se delinear o estado da arte da integração ótima de unidades de GD nos sistemas elétricos de distribuição.

No Capítulo 3 são expostos todos os conceitos envolvidos para a elaboração do algoritmo, bem como os recursos de software e outros detalhes implicados no algoritmo final. Além disso, a lógica do algoritmo é explicada de forma pormenorizada.

O Capítulo 4 aprofunda sobre o cenário de aplicação da metodologia desenvolvida: as características da rede de distribuição, a quantidade e potência de GD a ser alocada, particularidades das cargas, as otimizações efetuadas e os resultados obtidos dessas simulações. De forma de avaliar a utilidade do trabalho feito, o Capítulo apresentará a comparação da alocação ótima executada com o caso da rede sem presença de GD.

Por último, o Capítulo 5 apresenta as conclusões e trabalhos futuros relacionados a esse tipo de pesquisa.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

O material de consulta para a realização deste trabalho abrange desde manuais técnicos, websites, relatórios de organismos internacionais até livros especializados e artigos científicos.

Porém, neste capítulo serão apresentados os conceitos relativos ao trabalho e sua realidade no contexto nacional e internacional, bem como as abordagens referidas à integração de GD em redes elétricas, com especial ênfase nas que consideram unidades GD do tipo renovável.

2.1 Geração distribuída

No contexto brasileiro, a GD começou a ser regulamentada através da Resolução Normativa - REN N 482/2012 de 17/04/2012. A continua revisão desta regulamentação deu lugar à Resolução Normativa - REN N 687/2015 de 24/11/2015, a qual atualiza alguns dos artigos da REN N 482/2012 e das seções do Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST) correspondentes à Geração Distribuída.

Como costuma acontecer, a existência antecede à regulamentação. No Brasil, o caso da GD não foi a exceção. Segundo a ANEEL, em 2008 foi reportada a conexão da primeira unidade GD e até 2011, um ano antes da publicação da REN N 482/2012, a quantidade de GD atingia as 14 unidades [21]. Cabe salientar que, nesses anos, o único tipo de geração distribuída foi a fotovoltaica.

No entanto, parece ser que esse marco regulatório promoveu a instalação de numerosas unidades GD no país. Atualmente, tem-se mais de 2 050 000 unidades de geração distribuída instaladas em 5 500 municípios do território brasileiro. A potência instalada dessas unidades totalizam mais de 23 GW e quase a totalidade dessas unidades GD tem a

irradiância solar como fonte de geração. Portanto, pode-se dizer que os prosumidores¹ têm preferência pelas unidades fotovoltaicas (UFV), as quais representam o 99% da potência instalada de geração distribuída no Brasil [22].

No nível global, a mudança climática faz com que os países adotem a GD como uma alternativa importante na tarefa de mitigação de gases de efeito estufa. De fato, iniciativas como a Conferência das Partes (COP) evidenciam a necessidade dos países adotarem medidas que permitam reduzir as emissões de gases poluentes [23]. No caso do Setor Elétrico, as conclusões das COP fomentam a integração descentralizada de geração de energia elétrica incluindo-a nos chamados Planos de Eficiência Energética.

Outras motivações dos países em implementar GD têm a ver com: geração de emprego, promoção de uma economia ‘verde’, diversificação da matriz energética e redução de custos em infraestrutura [24].

Embora existam diversas razões que justifiquem a presença de GD nas redes elétricas, a disposição dos países a esse respeito não é unânime. O número de unidades conectadas e a existência de um marco regulatório desenvolvido por cada país podem ser indicativos de interesse dos mesmos na GD. Países como Alemanha, Dinamarca e Suécia têm estabelecido políticas regulatórias bem sucedidas, do ponto de vista da produção de eletricidade de forma distribuída e da consequente redução de gases de efeito estufa [25]. Nesse sentido, nos Estados Unidos, na Espanha, no Brasil, por exemplo, revela-se que a concepção de um marco normativo adequado colabora com a promoção da Geração Distribuída.

Por outro lado, ainda existem países que não tem desenvolvido regulamentação e/ou práticas experimentais relativas à GD. Na América Latina, Bolívia, Paraguai e Venezuela são alguns dos países que estão nesse grupo [26].

2.2 Alocação ótima

Perante o contínuo aumento da penetração de GD em redes elétricas, a operação e o planejamento de sistemas de distribuição está encarando diversos desafios técnicos e econômicos. Desde a perspectiva do planejamento, a alocação ótima de GD permite alcançar benefícios relacionados à qualidade de energia, estabilidade de tensão, redução de perdas elétricas, confiabilidade, rentabilidade, etc. [27].

Devido ao número e natureza dos efeitos positivos que a GD pode trazer, existe uma

¹Instalações que produzem energia elétrica para suprir a própria demanda e/ou injetar na rede, mas também consomem eletricidade da rede quando necessário

grande quantidade de abordagens para resolver o problema de alocação ótima de GD. No entanto, dentre o universo de soluções para este problema, podem ser identificados alguns aspectos comuns que permitem categorizá-las.

Assim, o conjunto de iniciativas de solução propostas podem ser categorizados, segundo:

- *Algoritmo de otimização.* As abordagens de solução para o problema de alocação ótima podem usar técnicas clássicas de otimização, análise de sensibilidade, métodos metaheurísticos ou técnicas híbridas que misturam as anteriores [27]. Mais para frente se falará sobre algumas abordagens desses tipos.
- *Função objetivo e restrições.* A grande maioria das pesquisas propostas tem por objetivo diminuir as perdas de potência nas linhas de distribuição, mas também tem objetivos relacionados ao custo da energia, perfil de tensão da rede e confiabilidade [28]. Se uma abordagem emprega unicamente um objetivo, cada um desses é representado por uma função objetivo chamada também de ‘função objetivo simples’; caso a abordagem use dois ou mais objetivos, essas funções são chamadas de ‘multi-objetivo’. Por outro lado, para garantir uma operação apropriada da rede, um conjunto de restrições são consideradas. As restrições mais comuns têm a ver com o limite térmico das linhas, o fator de potência do alimentador, tensões permissíveis nas barras, capacidade da GD, etc. [29].
- *Tecnologia GD.* As vezes é considerada só uma tecnologia GD, geralmente, módulos fotovoltaicos. Mas, em outros trabalhos são modeladas múltiplas tecnologias de acordo com as fontes envolvidas (solar, eólico, células de combustível, etc.). Esta categoria pode incluir dispositivos para armazenamento de energia.
- *Incertezas.* Neste caso, as pesquisas que procuram soluções mais realistas consideram as diversas incertezas próprias da operação de redes de distribuição e da injeção de potência elétrica distribuída. As incertezas habitualmente incluídas nas abordagens são: variabilidade do recurso renovável para a produção de energia elétrica e variabilidade da demanda através do requerimento de eletricidade de cada carga [28].

2.3 Ferramentas matemáticas para otimização

A maioria dos artigos científicos que abordam o estudo do estado da arte das metodologias existentes para resolver o problema de alocação de GD destacam a técnica de

otimização empregada para esse fim.

Do ponto de vista da otimização, o problema de alocação de GD é um problema do tipo não linear, fortemente restrito, multi-objetivo e multimodal [28], o qual resulta complicado de resolver achando ótimos globais.

A seguir, são apresentados alguns dos artigos mais relevantes no tocante à classificação das ferramentas de otimização usadas nas propostas de alocação ótima de GD:

Viral e Khatod [30] classificam as ferramentas de otimização em cinco categorias: analíticas, metaheurísticas, baseadas em inteligência artificial, híbridas baseadas em algoritmo genético e outras. Os autores destacam a importância e a utilidade da aplicação do algoritmo genético neste tipo de problema; esse algoritmo é mostrado como o principal dentro das técnicas de inteligência artificial. De fato, as metodologias híbridas misturam o algoritmo genético com uma outra técnica de inteligência artificial ou metaheurística.

Georgilakis e Hatzargyriou [19] mostram algumas particularidades que diferenciam os tipos de problema de alocação ótima, independentemente da técnica de otimização. Considerando a otimização, os autores as classificam em: métodos analíticos, métodos numéricos e métodos heurísticos.

Tan et. al. [31] fazem a revisão bibliográfica das propostas de solução do problema de alocação ótima de GD apenas do tipo renovável. Os autores classificam as técnicas em três: técnicas de otimização convencionais, de inteligência artificial e as híbridas. Além disso, os autores propõem outros algoritmos evolutivos (inteligência artificial) e novas técnicas híbridas que poderiam abordar de melhor forma a otimização da alocação de GD renovável.

Prakash e Kathod [32] observam não só a alocação ótima, mas também o dimensionamento da GD a ser alocada otimamente. Portanto, a classificação das ferramentas matemáticas que eles fazem corresponde à alocação e dimensionamento ótimos de GD em sistemas de distribuição. A classificação das técnicas de otimização que os autores propõem é a seguinte: analíticas, clássicas, de inteligência artificial ou meta-heurísticas e técnicas miscelâneas. Igual que o caso anterior, neste artigo sugerem-se novas técnicas de otimização baseadas em algoritmos meta-heurísticos para abordar sistemas de maior complexidade.

Daud et. al. [33] desenvolvem uma proposta de alocação e dimensionamento ótimo de GD baseada no algoritmo de busca gravitacional aprimorado. Além disso, os autores comparam os resultados obtidos com a aplicação de outras propostas baseadas em conhecidas

técnicas meta-heurísticas.

As referências mencionadas até agora apresentam, de forma didática e completa, as diferentes abordagens existentes de alocação ótima de geração distribuída. Pode ser visto que a classificação que os indicados autores apresentam tem a ver com a técnica de otimização empregada.

Todos concordam com que, das categorias propostas, os métodos analíticos são simples para implementar e executar, mas apenas permitem resolver formulações elementares e/ou para um instante de tempo. Dos métodos numéricos, os mais eficientes e usados são: programação não linear e programação quadrática sequencial, porém para sistemas maiores os métodos numéricos começam a apresentar inconvenientes. Por último, os métodos de inteligência artificial e/ou heurísticos são robustos e adequados para sistemas grandes e complexos.

Em concordância com os artigos mostrados, o presente trabalho sugere uma classificação própria, a qual complementa os estudos anteriores e especifica algumas das técnicas pertencentes a cada grupo. Além disso, explica-se a aplicação dessas técnicas na solução do problema de alocação ótima.

A classificação proposta divide as abordagens analisadas em quatro grandes grupos:

- Técnicas analíticas de otimização.
- Técnicas clássicas de otimização.
- Otimização baseada em técnicas meta-heurísticas.
- Técnicas híbridas de otimização.

Do conjunto de técnicas analíticas de otimização foram vistas algumas metodologias baseadas na ‘Regra 2/3’. Essa regra indica que uma unidade GD deve ser conectada a uma distância igual a $2/3$ do comprimento do alimentador e sua potência instalada deve ser $2/3$ da capacidade do alimentador [34].

Todas as técnicas analíticas revisadas usam necessariamente funções objetivo expressadas de forma algébrica e, a maioria delas, pretende apenas minimizar as perdas de potência. Algumas das abordagens analíticas incorporam lógica fuzzy [35], fatores de sensibilidade [36], análise de confiabilidade [37], etc. Outras pesquisas determinam os locais ótimos junto com as potências das GD a serem instaladas nesses locais. Esses tipos de abordagens são simples de aplicar, não têm problema de convergência já que não envolvem

processos iterativos e o tempo computacional é menor se comparado com outras técnicas. Pelo contrário, o problema deste grupo é que a solução proposta é aproximada, e seus desempenhos se vêem afetados à medida que as redes são de maior tamanho e/ou de complexa configuração. Geralmente, essas técnicas resolvem o problema para o período de maior demanda energética e a solução é extensiva para períodos mais longos do dia ou do dia todo. O fato de não considerar a variabilidade das cargas e a injeção de potência distribuída ao longo do dia pode trazer riscos operacionais nas redes elétricas em questão.

As técnicas baseadas em Fluxo de Potência Ótimo (OPF), Programação Linear (LP), Programação Não Linear (NLP), Programação Não Linear Inteira Mista (MINLP) e Programação Dinâmica (DP) podem ser consideradas como técnicas clássicas ou majoritariamente usadas.

O OPF procura minimizar as perdas elétricas de um sistema de potência do ponto de vista econômico, o qual tem a ver com tarifas dinâmicas, resposta do lado da demanda, etc. Como demonstrado em [38], o OPF foi usado em uma rede na qual as unidades GD foram modeladas como cargas negativas com o intuito de maximizar a capacidade instalada da GD e identificar os trechos onde o fluxo de potência é menor do que o nominal, evitando ultrapassar o limite térmico das linhas e infringir restrições de tensão.

As abordagens baseadas em LP apresentam boa convergência, podem trabalhar com grande variedade de restrições operacionais [39] e identificam rapidamente as inviabilidades produzidas nas tentativas de otimização. Mas as funções objetivo e restrições envolvidas no problema de otimização devem estar expressas em forma de equações lineares. Em [40] e [41] os autores demonstram a eficiência da LP determinando as posições da GD visando, para cada caso, maximizar a inserção de potência distribuída e a redução do fornecimento de energia elétrica. Em ambos os casos o problema de otimização é resolvido de forma pontual: ‘condição pico’ (máxima geração e demanda mínima), o qual para unidades de geração distribuída renovável não é adequado, já que a variabilidade intrínseca desse tipo de geração não é considerada.

A NLP foi desenvolvida em sistemas elétricos para resolver os inconvenientes apresentados pela LP. As metodologias baseadas em NLP usam formulações não lineares como funções objetivo e/ou nas restrições operacionais dos sistemas elétricos estudados. Foi visto também, que a NLP é usada juntamente com *AC Optimal Power Flow* (AC OPF) para resolver o problema de alocação ótima considerando a variabilidade das cargas e da geração distribuída [42]; no entanto, o tempo computacional nesse caso resulta ser elevado devido ao aumento do número de variáveis e restrições [43].

Devido a natureza não linear do fluxo de potência, a MINLP apresenta-se como uma alternativa muito interessante para determinar a alocação ótima de unidades GD, assim como também a quantidade desses geradores na rede de distribuição sob análise. Essa técnica é uma fusão de LP, NLP e a Programação Inteira Mista (MIP). O benefício do uso de metodologias que incluem MINLP está relacionada com a complexidade das funções objetivo a serem otimizadas, além disso, permite considerar variabilidade do lado da carga e da geração, introduz precificação dinâmica do mercado elétrico, etc. A metodologia apresentada em [44] serve-se da MINLP para resolver o problema de alocação ótima sob dois cenários de mercado elétrico: o comum e um outro chamado de ‘híbrido’, no qual estabelece transações econômicas entre as empresas de geração e as concessionárias de distribuição que, para o caso de inserção de GD, atuam como compradores e vendedores de energia elétrica. Em [45], MINLP é usado para alocar e dimensionar as unidades GD tendo como função objetivo a melhora da margem de estabilidade de tensão nos barramentos do sistema analisado.

A aplicação da DP surge da necessidade de estudar uma rede com cargas não pontuais ou estáticas, mas pelo contrário, essa técnica permite considerar a variabilidade da carga e da geração distribuída de uma forma continuada. Sob essa perspectiva, o problema de alocação ótima vira um problema de decisão sequencial dividido em vários sub-problemas, onde existe vinculação entre os parâmetros de um cenário novo com o anterior e, portanto, as soluções propostas estarão ligadas umas com outras. No artigo [46], os autores desenvolvem uma metodologia baseada em DP para alocar e dimensionar unidades DG com o intuito de minimizar as perdas elétricas e melhorar a confiabilidade do sistema elétrico; nesse trabalho foram consideradas as curvas de demanda dos consumidores, mas a geração é constante em determinados períodos de tempo. Se comparado com os métodos anteriores, a DP tarda menos tempo em produzir resultados ótimos [32].

As técnicas ou algoritmos meta-heurísticos são relacionados com a inteligência artificial, mas pode-se dizer que as técnicas meta-heurísticas combinam diferentes conceitos da inteligência artificial para melhorar seu desempenho [30]. Uma característica importante das técnicas meta-heurísticas é que elas usam regras para avaliar um ‘espaço de busca’ e testar soluções dentro dessa região. Essas ‘regras’ orientam uma busca seletiva avaliando quais pontos, regiões e/ou trajetórias do ‘espaço de busca’ têm altas probabilidades de sucesso e quais deveriam ser descartadas como soluções para o problema abordado. Apesar de essas técnicas nem sempre garantirem a solução ótima global, na maioria das vezes oferecem soluções bem aproximadas às soluções ótimas.

Ao contrário da otimização clássica, as abordagens meta-heurísticas não precisam de

formulações matemáticas exatas. De fato, muitas das técnicas meta-heurísticas permitem trabalhar com funções objetivo escalares como acontece neste estudo o qual será visto nas próximas seções.

Dentre as técnicas meta-heurísticas mais usadas na tentativa de solucionar o problema de alocação ótima de GD e em sistemas de potência em geral, podemos mencionar algumas tais como: *Genetic Algorithm* (GA), *Ant Colony Optimization* (ACO), *Artificial Bee Colony Optimization* (ABC), *Particle Swarm Optimization* (PSO). GA é um algoritmo evolutivo, o qual imita a genética juntamente com o processo de seleção natural de indivíduos. Por isso que o GA usa mecanismos como: seleção, cruzamento e mutação. Os indivíduos que melhores resultados apresentem para a solução do problema são os candidatos para transmitir seus genes e criar um novo indivíduo que, em princípio, terá melhores resultados que seus progenitores. Esse método foi o primeiro do tipo a ser utilizado pelos pesquisadores de integração ótima de fontes distribuídas de energia em sistemas de potência. Por exemplo, tem-se os seguintes trabalhos [47], [48], [49]. Em [50], os autores mostram como nova uma metodologia baseada em GA para dimensionar e alocar GD sob diferentes condições de carga com o objetivo de minimizar as perdas elétricas das redes de distribuição tendo como restrições o nível de tensão e o carregamento das linhas. Uma abordagem baseada em GA para otimizar uma função multi-objetivo foi desenvolvida em [51]; nesse estudo foram alocadas unidades GD de diferentes tecnologias maximizando a economia devido ao: adiamento dos investimentos para atualizar o sistema elétrico, o custo anual de energia elétrica perdida e o custo de interrupção do fornecimento. O grande problema do GA é o elevado tempo de processamento por causa da grande quantidade de indivíduos a serem testados para depois achar a solução ótima.

No caso do ACO, essa técnica assemelha-se com o comportamento de um conjunto de formigas (colônia) nos seus deslocamentos para a obtenção de comida. Existem interações químicas entre os insetos (nível de feromônio) que indicam, de forma dinâmica, a trajetória mais adequada ou ótima a ser percorrida no seu propósito de buscar e armazenar alimentos. Uma das tentativas mais interessantes para abordar o problema de alocação ótima baseada em ACO foi descrita em [52], na qual os autores alocam e dimensionam células de combustível como unidades GD, as mesmas são consideradas como fontes de potência constante e que podem ser ligadas o desligadas segundo a demanda das cargas, as quais são tidas como variantes no tempo. O objetivo desse trabalho é a minimização do custo de investimento das unidades GD e do custo de operação da rede. A modo de melhorar a eficiência do ACO, o *Ant Colony System* (ACS) foi desenvolvido como uma variante do ACO. Em [53], uma metodologia que considera o ACS foi elaborada para reduzir as

perdas elétricas totais de uma rede de teste de quinze (15) barramentos.

O ABC é uma técnica de otimização parecida com o ACO no fato de imitar o comportamento de uma população de insetos. No caso do ABC, a população é uma colônia de abelhas. A colônia de abelhas artificiais está conformada por três grupos: abelhas empregadas, espectadoras e exploradoras. As empregadas buscam aleatoriamente posições de fonte de alimento (soluções). Através de interações físicas (dança), as abelhas empregadas compartilham informações da fonte de alimento, ou seja, quantidades de néctar (qualidades das soluções), com as abelhas espectadoras. A duração de uma dança é proporcional ao conteúdo de néctar da fonte de alimento atualmente sendo explorada pela abelha empregada. Assim, as abelhas espectadoras assistem a várias danças antes de fazer escolha por uma posição de fonte de alimentos. Conseqüentemente, uma boa posição de fonte de alimento (solução) atrai mais abelhas do que uma ruim [4], [54]. Por outro lado, as abelhas exploradoras voam e escolhem fontes aleatórias de mel sem considerar a dança como indicativo de escolha certa. Estudos orientados à solução do problema de alocação ótima de GD com base no algoritmo de otimização ABC foram apresentados em [55], [56], [57], [58], [59]. As vantagens das metodologias baseadas em ABC estão relacionadas com soluções de boa aproximação, rápida convergência e sua capacidade para resolver problemas complexos de sistemas de potência [31].

Em referência ao PSO, pode ser dito que é a técnica meta-heurística mais usada na abordagem do problema de alocação ótima de GD nos últimos tempos. PSO está inspirada no comportamento grupal de pássaros, peixes e até insetos na busca de comida [60]. Cada indivíduo do conjunto é chamado de partícula e cada uma das partículas voam dentro do espaço busca para encontrar a solução ótima do problema. Cada partícula se movimenta dentro do espaço de busca de acordo com a sua experiência e a experiência da ‘melhor partícula’ da vizinhança, dessa forma cada indivíduo compara sua posição com a posição da melhor partícula de um sub-grupo (vizinhança) e tenta chegar no ‘melhor local’ atualizando sua posição através do cálculo das velocidades de cada partícula. O processo avalia cada iteração calculando uma função de ponderação adaptativa e finaliza até atingir a melhor solução possível. [54].

As abordagens baseadas em PSO são efetivas na redução de perdas e do custo total de operação da rede [61]. Mas também apresentam bons resultados em outros casos tais como em [62]; nessa pesquisa o autor aloca unidades GD tendo uma função multi-objetivo que está composta pelos índice de perdas de potência ativa e reativa, índice de perfil de tensão, índice de capacidade, índice de nível de curto-circuito e a potência injetada pelas GD em pu. Embora o problema tenha sido resolvido para um cenário, as

cargas das redes foram representadas através de cinco modelos. Uma outra abordagem que usa o PSO para resolver o problema de alocação ótima foi apresentada em [63]; nesse trabalho os autores determinaram os locais e dimensionamento das unidades GD a serem inseridas nas redes de teste sem ultrapassar os limites de distorsão harmônica nem as restrições de proteção da rede. O PSO foi a técnica de otimização majoritariamente empregada para alocar e dimensionar as unidades GD que usam inversores e geradores síncronos. Em [64] foi desenvolvida uma metodologia baseada em PSO para alocar e dimensionar quatro tipos de unidades GD dentro de uma rede de distribuição tendo por objetivo minimizar as perdas elétricas; os tipos de GD considerados são: GD que injeta potência ativa apenas (exemplo: painel fotovoltaico), GD que injeta potência reativa apenas (exemplo: banco de capacitores), GD que pode injetar potência ativa e reativa ao mesmo tempo (exemplo: gerador síncrono) e GD que injeta potência ativa mas também se alimenta de potência reativa (exemplo: gerador de indução). Uma tentativa interessante para abordar o problema de alocação ótima de GD em redes de distribuição do ponto de vista da operação contínua do sistema elétrico é apresentada em [65]. Nessa pesquisa, os autores definem os locais e o dimensionamento de unidades de geração distribuída no longo prazo, diferente à maioria de artigos revisados até agora. Para os engenheiros do planejamento, considerar a mudança da carga num período de tempo prolongado é muito importante, já que isso levaria a alcançar uma operação mais eficiente. O objetivo dessa pesquisa foi minimizar as perdas elétricas e melhorar o perfil de tensão da rede e mostra resultados muito bons. Uma abordagem inovadora baseada em PSO foi apresentada em [66]; nesse trabalho os autores determinaram locais ótimos para as unidades GD, o dimensionamento delas e o preço de venda ótimo da energia injetada. Para conseguir esses resultados uma função multi-objetivo foi otimizada e a eficiência do método proposto foi demonstrada em uma rede de teste de trinta e três (33) barramentos.

No tocante às técnicas híbridas de otimização usadas para a alocação ótima de unidades GD, sabe-se que as abordagens que as empregam, combinam pelo menos duas técnicas de otimização sejam do mesmo ou de diferentes tipos.

São as técnicas meta-heurísticas e/ou de inteligência artificial que, na sua maioria são utilizadas para criar uma técnica híbrida de otimização. Um dos primeiros trabalhos a propor uma metodologia híbrida para resolver o problema de alocação ótima foi apresentado em [67]. A lógica fuzzy e o algoritmo genético foram empregadas na mesma abordagem com o objetivo de minimizar o custo ocasionado pelas perdas elétricas nos sistemas de distribuição.

Um outro trabalho que combina a lógica fuzzy e o algoritmo genético foi feito em

[68]. Os autores usam a lógica fuzzy para modelar as cargas e estabelecer as restrições e o algoritmo genético é executado para otimizar a função multi-objetivo definida para esse caso. A função multi-objetivo é o agrupamento de três funções objetivo simples: monetária, técnica e econômica.

Em [69], os autores combinam o algoritmo genético com o PSO para alocar e determinar a capacidade instalada de plantas GD em redes de distribuição. Os objetivos dessa pesquisa são minimizar as perdas elétricas, melhorar a regulação de tensão e melhorar a estabilidade de tensão de duas redes radiais de distribuição. Os resultados obtidos dessa técnica híbrida foram comparados com os resultados obtidos de aplicar cada técnica em separado. A comparação determinou que a técnica híbrida apresenta uma solução melhor otimizada, entre outras vantagens.

A mistura do GA com OPF foi desenvolvida em [70] e [71]. Em [70], o estudo feito serve para determinar os melhores locais onde um número previamente definido de unidades GD possam ser conectados. No caso de [71], o objetivo do trabalho é minimizar os custos de modernização, operação e manutenção da rede, assim como também o custo de perdas elétricas; nesse artigo o comportamento da carga no tempo foi considerado.

A aplicação da abordagem que junta as técnicas PSO e OPF foi desenvolvida em [72]. O objetivo dessa tentativa é minimizar as perdas elétricas e o custo operacional da rede. Segundo os resultados de essa pesquisa, a nova abordagem concebida apresenta-se mais robusta e eficiente do que outras técnicas de otimização meta-heurísticas .

Uma tentativa interessante de alocação ótima baseada em PSO combinada com *Support Virtual Machines* (SVM) foi apresentada em [73]; esse estudo visa melhorar a qualidade de tensão e minimizar as perdas elétricas nas linhas da rede de distribuição através da alocação ótima de unidades GD fotovoltaicas, considerando nelas um controle adaptativo de potência reativa. O tempo computacional é uma das vantagens dessa metodologia e, por causa do control adaptativo de potência reativa, as perdas de potência tem sido reduzida a valores menores se comparados com os reportados na maioria de pesquisas.

Nos últimos anos, destaca-se uma técnica híbrida inovadora a qual é publicada em [74]. Essa abordagem otimiza uma função multi-objetivo usando a combinação de GPSO (variante do PSO) juntamente com o *Bacteria Foraging Algorithm* (BFA), o qual é um algoritmo evolutivo. Os pesos de cada função objetivo são determinados pela ‘teoria de riscos’ e as tecnologias GD incluídas no estudio foram: microturbina a gás, painel fotovoltaico e gerador eólico. Os resultados demonstram uma boa eficiência da abordagem em termos de rápida convergência, redução dos custos operativos, inclusão de diversas

tecnologías de GD, etc.

Conforme o reportado nesta seção, as pesquisas feitas para integrar ótimamente unidades GD em sistemas elétricos são numerosas e cada uma de elas focaliza sua metodologia em diferentes aspectos.

Considerando a oportunidade de pesquisar sobre um assunto que ainda não tem uma solução integral definitiva e a modo de propor uma nova metodologia que contempla aspectos não considerados em outras abordagens, um algoritmo baseado na técnica meta-heurística *Pattern Search* (PS) é apresentado neste estudo.

Pattern Search (PS) não tem sido utilizado até agora para resolver o problema de alocação ótima de unidades de GD em redes de distribuição. No entanto, segundo os resultados obtidos nesta pesquisa, o PS demonstrou ser uma ferramenta de grande utilidade para inserção de GD em sistemas de potência como será visto nos capítulos seguintes.

2.4 *Pattern Search*

O método *Pattern Search* foi originalmente publicado por Hooke e Jeeves em 1961 [75]. O *Pattern Search* ou também conhecido como método Hooke-Jeeves é um algoritmo meta-heurístico de otimização e encontra-se classificado como um método de ‘busca direta’ [76]. O termo ‘busca direta’ implica que o algoritmo propõe avaliar soluções de teste de forma sequencial, comparando uma solução atual de teste com a melhor solução obtida anteriormente de maneira que as informações das avaliações feitas sirvam de ajuda *direta* para determinar uma próxima ‘solução teste’. Esse procedimento é iterativo até achar a solução ótima definitiva.

Uma outra característica do método é que não exige o cálculo do gradiente da função objetivo. Que o método *Pattern Search* possua essa característica é uma vantagem para abordar problemas cujas funções objetivo são do tipo escalar. Além disso, trabalhar com funções objetivo do tipo escalar apresenta uma outra vantagem interessante, isto tem relação com o tratamento direto do valor a ser otimizado ao invés de usar um modelo matemático que, apesar de que pode ser muito bem validado, sempre contém certos erros de aproximação. No entanto, essa característica do método em questão não impede otimizar funções objetivo representadas por formulações algébricas.

Como manifestado anteriormente, o objetivo desta pesquisa é minimizar as perdas elétricas das linhas que compoem as redes de distribuição através da inserção de GD. À diferença de outros trabalhos, a função objetivo a ser otimizada neste caso não é uma

função algébrica, mas escalar. Na abordagem proposta, esse parâmetro (perdas elétricas nas linhas de distribuição) provém do fluxo de potência, portanto, o método de otimização *Pattern Search* configura-se como muito oportuno nesse contexto.

A tradução de *Pattern Search* é ‘Busca do Padrão’ e o termo está relacionado com a busca que a técnica faz para encontrar a trajetória que conduza a solução ótima do problema dentro do ‘espaço de busca’. O ‘padrão de movimento’ ou ‘trajetória ótima’ é definida após avaliações de um conjunto de ‘pontos teste’ feitas de forma sequencial.

A avaliação dos pontos teste é feita calculando a função objetivo produto da influência desses pontos no problema a ser resolvido. O movimento até o ponto teste é conceituado como ‘sucesso’, se a função objetivo reporta resultados melhores ou ‘mais ótimos’ se comparados com os produzidos pela solução teste anterior. Caso contrário, o movimento até esse ponto teste é avaliado como ‘fracasso’ e, portanto, a trajetória desse movimento deve ser mudada. Caso aconteça um ‘fracasso’, novos pontos teste serão geradas modificando o tamanho de malha na próxima etapa. Escolhendo um ponto teste adequado, o padrão de movimento é identificado; dessa maneira pode ser gerada uma nova solução teste. Logo, o processo indicado é repetido até encontrar a solução final.

Em *Pattern Search*, o processo de otimização começa com uma solução inicial chamada ‘ponto base’, a qual pertence ao ‘espaço de busca’ e pode ser selecionada aleatoriamente pelo programa ou definida pelo usuário. No caso proposto, o ‘ponto base’ é definido pelo usuário. Com isso, as soluções teste são geradas usando dois ‘padrões de movimento’, os quais são explicados a seguir:

2.4.1 Movimento exploratório

O primeiro movimento é conhecido como exploratório, já que tem por intuito encontrar informação sobre as principais trajetórias do espaço de busca. Esse movimento cria pontos teste ao redor do ‘ponto base’. Os pontos teste são gerados mudando cada uma das coordenadas do ‘ponto base’ por vez. Cada mudança de coordenada determinará um ‘movimento’ desde o ponto base.

Depois disso, a função objetivo ou chamada também de ‘*fitness*’ é calculada para cada ponto teste. Como dito anteriormente, o movimento (direção do ponto base até o ponto teste) é considerado de sucesso se a função objetivo do ‘ponto teste’ apresenta um valor mais ótimo do que o valor da função objetivo no ponto base; pelo contrário o movimento é considerado de ‘fracasso’. A finalidade deste movimento é determinar a

direção de melhora da função objetivo.

São dois os movimentos exploratórios mais empregados nos problemas de otimização e que foram utilizados nesta pesquisa: *Generalized Pattern Search* (GPS) e *Mesh Adaptive Direct Search* (MADS). É importante mencionar que, no processo de otimização, apenas um movimento exploratório deve ser escolhido. No presente trabalho, as otimizações foram feitas usando cada movimento de forma separada.

Considerando um ponto base N-dimensional, tem-se:

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_N] \quad (2.1)$$

Para gerar potenciais soluções ou pontos teste, o GPS muda cada coordenada do ponto base deslocando-as o valor correspondente ao tamanho da malha (μ). Portanto, tendo um ponto base composto de N elementos, serão geradas $2N$ pontos teste os quais estarão localizados ao redor do ponto base:

$$\begin{aligned} X_1^{novo} &= \mu \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}_{1 \times N} + X \\ X_2^{novo} &= \mu \cdot \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}_{1 \times N} + X \\ &\vdots & & \vdots & & \vdots \\ X_N^{novo} &= \mu \cdot \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}_{1 \times N} + X \\ X_{N+1}^{novo} &= \mu \cdot \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}_{1 \times N} + X \\ X_{N+2}^{novo} &= \mu \cdot \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}_{1 \times N} + X \\ &\vdots & & \vdots & & \vdots \\ X_{2N}^{novo} &= \mu \cdot \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \dots & -1 \end{bmatrix}_{1 \times N} + X \end{aligned}$$

onde,

X_N^{novo} = Ponto teste.

μ = Tamanho de malha.

A forma de esquema, o GPS realiza os seguintes movimentos exploratórios:

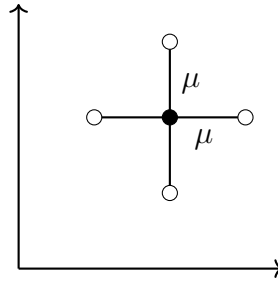


Figura 1: Movimento exploratório GPS

Por outro lado, o MADS gera $N+1$ soluções ou pontos teste ao redor do ponto base, da maneira seguinte:

$$\begin{aligned}
 X_1^{novo} &= \mu \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}_{1 \times N} + X \\
 X_2^{novo} &= \mu \cdot \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}_{1 \times N} + X \\
 &\vdots & & \vdots & & \vdots \\
 X_N^{novo} &= \mu \cdot \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix}_{1 \times N} + X \\
 X_{N+1}^{novo} &= \mu \cdot \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 & \cdots & -1 \end{bmatrix}_{1 \times N} + X
 \end{aligned}$$

A maneira de esquema, os movimentos exploratórios gerados por MADS podem ser representados como indicado na Figura 2:

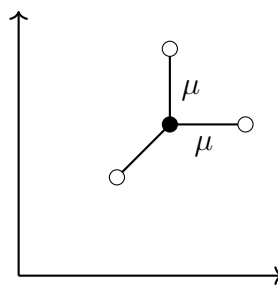


Figura 2: Movimento exploratório MADS

Como pode ser visto nas equações e figuras anteriores, a busca tipo MADS desloca positivamente cada coordenada da solução atual, mas desloca negativamente todas as coordenadas dessa solução de uma vez só. Portanto, o MADS gera $N-1$ pontos teste menos do que a busca GPS.

Em ambos os casos, o ponto teste que tenha melhor valor *fitness* dentre os pontos

teste criados e o ponto base, torna-se o novo ponto base. Além disso, a trajetória desde o ponto base atual e o ponto base novo é definida como a ‘direção de melhora’. Com esses dados determinados procede-se a realizar o segundo padrão.

Pela quantidade de pontos teste, o MADS levaria menos tempo para indicar a ‘direção de melhora’ devido ao menor número de pontos teste gerados e avaliados em comparação aos gerados pelo GPS. Mas a vantagem do GPS está relacionada com o melhor conhecimento do espaço busca que ele oferece e, em consequência, a chance de encontrar um ótimo global é maior.

2.4.2 Movimento padrão

Sendo definida a ‘direção de melhora’, o movimento padrão gera uma ‘solução teste’ naquela direção a fim de acelerar o processo de busca da solução ótima. Essa nova solução resulta de deslocar o ponto base na ‘direção de melhora’.

A nova solução teste é calculada através da seguinte expressão:

$$X^{nova} = X' + \alpha \cdot (X - X') \quad (2.2)$$

onde,

X^{nova} = solução teste nova.

X' = ponto base anterior.

α = fator de aceleração.

X = ponto base novo ou atual.

Estabelecida a nova solução teste, procede-se a calcular seu valor *fitness* ou valor da função objetivo. Caso a solução teste calculada apresente uma performance melhor à do ponto base novo ou atual, essa solução de teste vira o novo ponto base; senão o ponto base é mantido. Seja qual for o resultado, o movimento exploratório é executado sobre o novo ponto base para gerar outros novos pontos de teste e continuar com o processo de otimização.

Se depois de aplicar os dois padrões o valor *fitness* apresenta melhores resultados em relação ao caso anterior, todo o movimento é considerado de ‘sucesso’ e na próxima iteração o tamanho da malha (μ) e o fator de aceleração (α) terão valores maiores; se acontecesse o contrário, a avaliação seria considerada de ‘fracasso’ e tanto o tamanho da

malha quanto o fator de aceleração serão reduzidos.

A maneira de esclarecer a sequência do algoritmo, a Figura 3 mostra o fluxograma do *Pattern Search*

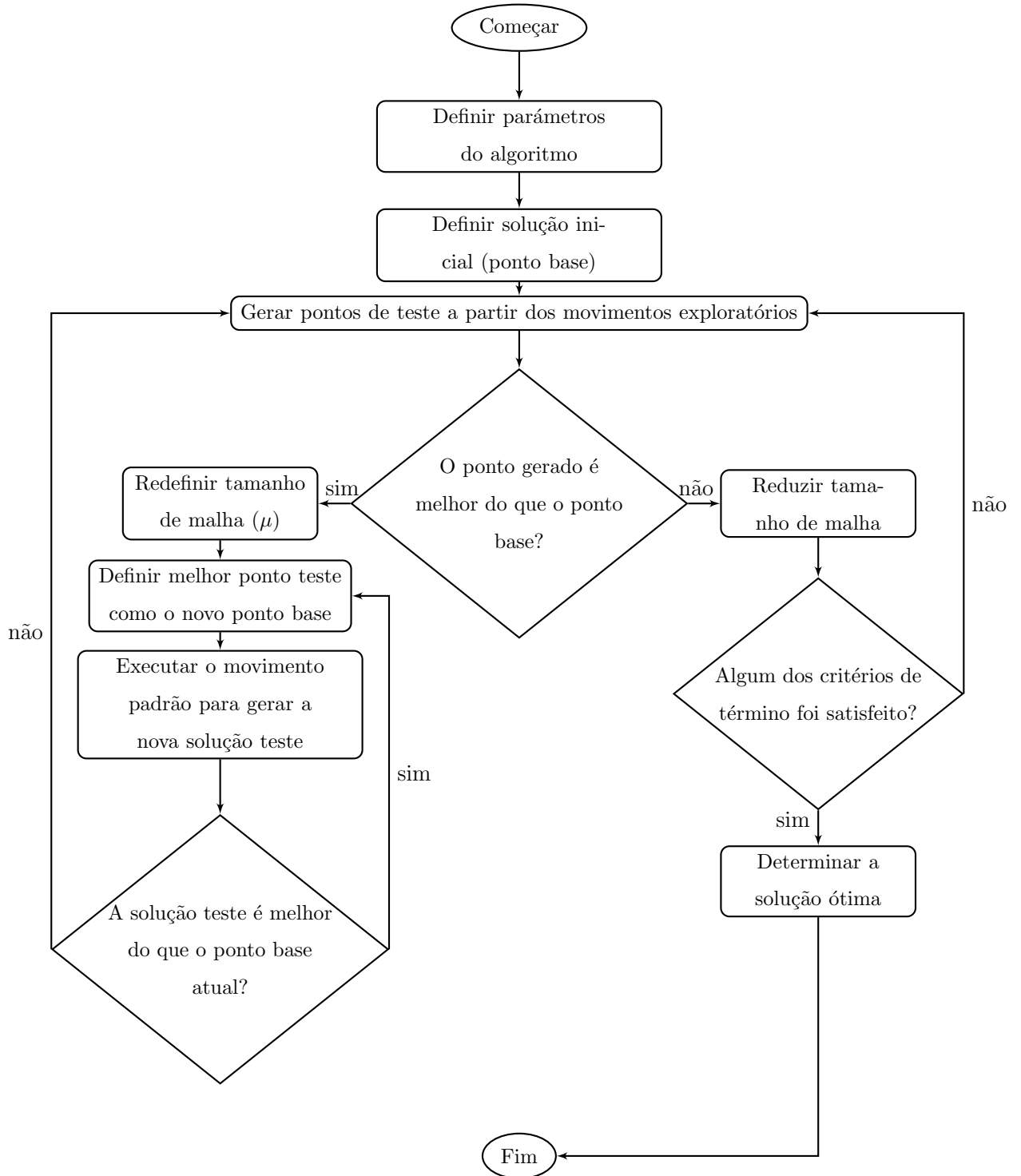


Figura 3: Fluxograma Pattern Search

3 METODOLOGIA PROPOSTA

A seguir, serão descritos os conceitos, ferramentas e os critérios envolvidos na pesquisa, cujo objetivo é propor uma nova abordagem para alocação ótimas de unidades de geração distribuída em redes elétricas de distribuição.

3.1 Metodologia

O algoritmo desenvolvido está estruturado, de forma geral, da forma seguinte:

- i. Leitura de dados de entrada
- ii. Execução da otimização
- iii. Reporte de alocações ótimas

A leitura de dados de entrada consiste em identificar a topologia da rede, conhecer o número e tipo de cargas e as características do recurso solar.

Depois, a otimização é feita separada em intervalos de 5 minutos. Em seguida da leitura de dados, o Pattern Search acha os locais ótimos da rede para alocar GD avaliando, através de processos iterativos, os resultados do fluxo de potência da rede com integração de GD.

No final, o programa indica quais são os locais onde a injeção de potência elétrica distribuída favorece a operação da rede, minimizando as perdas nas linhas de distribuição e melhorando o perfil de tensões, além de contribuir à minimização de emissão de gases poluentes na produção de energia elétrica.

Esta proposta de alocação de unidades GD se caracteriza por determinar um conjunto solução (posições ótimas de GD) para cada momento do dia; quer dizer que, o algoritmo aloca as unidades GD de forma sequencial, levando em conta dois aspectos muito im-

portantes: a variabilidade da carga e o aproveitamento da fonte de geração distribuída, ambas, ao longo do dia.

Uma outra característica importante desta abordagem tem a ver com a possibilidade de trabalhar com redes cujas cargas sejam realmente estocásticas, ou seja, o algoritmo não é limitado a resolver tipos de cargas previamente definidas; pelo contrário, o algoritmo é capaz de alocar otimamente um número determinado de GD sob qualquer condição das cargas presentes na rede.

Finalmente, existe a possibilidade de determinar não só pontos de injeção de potência elétrica distribuída, mas também regiões de geração distribuída. Isto tem a ver com que um local e os mais próximos sejam parte das soluções em vários instantes do dia, o qual poderia ser um dado muito útil quando se trata de planejamento de redes elétricas de distribuição.

À continuação, detalham-se diversas questões a respeito da otimização, propriamente dita, empregada no algoritmo elaborado como parte desta pesquisa.

3.2 Formulação da otimização

Como mencionado anteriormente, esta pesquisa aborda o problema de alocação ótima de unidades GD em redes elétricas como um problema de otimização, cujo objetivo é diminuir as perdas elétricas nas linhas de distribuição, considerando restrições operacionais importantes. A função objetivo e as restrições envolvidas no processo de otimização são explicadas a seguir:

3.2.1 Função objetivo

Este problema tem um objetivo a ser cumprido, que é a minimização das perdas elétricas nas linhas de distribuição da rede simulada. Matematicamente, essa função objetivo pode ser representada por:

$$TPEL = \sum_{i=1}^n I_i^2 R_i \quad (3.1)$$

onde,

$TPEL$ = Total de perdas elétricas nas linhas de distribuição [W]

I_i = Corrente elétrica na linha i [A]

R_i = Resistência da linha i [Ω]

n = Número de linhas

Mas é importante lembrar que o cálculo desta função objetivo provém diretamente da simulação do fluxo de potência feita no software OpenDSS.

3.2.2 Restrições operacionais

Para garantir que a minimização de perdas nas linhas devido à inserção de GD não prejudique a operação da rede, as restrições seguintes são consideradas no processo de otimização.

3.2.2.1 Tensão nas barras

Conectar qualquer tipo de unidade GD nas redes de distribuição modifica a tensão nas barras desse sistema de potência. Para evitar problemas de qualidade de energia e de estabilidade de tensão, recomenda-se que as tensões em todas as barras da rede estejam entre 0,95 e 1,05 pu. A formulação matemática desta restrição é:

$$0,95 \leq V_{bus_i} \leq 1,05 \quad (3.2)$$

3.2.2.2 Limite térmico

A injeção de potência através de GD pode exceder os valores de corrente elétrica nominal das linhas de distribuição. Para preservar o desempenho da rede, as correntes nas linhas de distribuição devem ser menores ou iguais aos valores de corrente admissíveis das linhas. A expressão matemática que descreve esta restrição é:

$$I_i \leq I_{nom_{linha}} \quad (3.3)$$

3.2.2.3 Injeção de potência GD

A injeção de potência GD do tipo fotovoltaica pode causar fluxo de potência reverso, o que afetaria o seguinte: subestação de distribuição, transformadores presentes na rede e os esquemas de proteção existentes nesse sistema de potência. Para lidar com este aspecto operacional, a potência GD injetada pelas plantas fotovoltaicas deve ser menor do que a

potência fornecida pelo alimentador. Esta restrição é expresada como:

$$kW_{PVGD} \leq kW_{alimentador} \quad (3.4)$$

3.2.2.4 Fator de potência

Para melhorar a eficiência da rede e a qualidade da energia fornecida pelo alimentador, considera-se que o fator de potência da subestação primária deve ser maior ou igual do que 0,92 em atraso [77]. Para cumprir com esta condição deve ser satisfeita a desigualdade seguinte:

$$fp_{SE} \geq 0,92 \quad (3.5)$$

3.3 Implementação do algoritmo

Essa seção discorre sobre a estrutura do algoritmo desenvolvido e detalha a lógica do mesmo. Como primeiro aspecto, lembra-se que a proposta deste trabalho emprega dois programas frequentemente utilizados no ramo da engenharia: MATLAB e OpenDSS.

A escolha desses dois softwares tem a ver com a possibilidade de interação que eles têm entre si e a versatilidade que oferecem para mostrar resultados segundo a contribuição particular do trabalho, a qual está relacionada com a consideração da variabilidade tanto da carga quanto do recurso renovável ao longo do dia e, com isso, achar a solução ao problema de alocação ótima de GD.

Toda a ferramenta proposta foi escrita no MATLAB; portanto, a leitura de dados de entrada, a execução da otimização e o registro de soluções ótimas foram feitas nesse ambiente. No entanto, para validar os processos iterativos de otimização, o MATLAB conecta-se com o OpenDSS como o objetivo que este último execute as simulações de fluxo de carga para determinar se a função objetivo atingiu seu valor ótimo. No processo de otimização, a comunicação entre o MATLAB e o OpenDSS é bastante fluida devido ao processo iterativo da técnica metaheurística empregada.

As perdas elétricas nas linhas de distribuição são o resultado do fluxo de potência avaliado pelo PS através do MATLAB. Segundo os resultados, o PS continua uma nova iteração ou determina que a solução ótima foi achada. Esse mecanismo foi realizado para cada momento do dia (intervalo de 5 minutos) até o período acabar.

No diagrama de blocos da Figura 4 são mostrados os passos seguidos em cada software para a obtenção da solução ótima para um instante de tempo.

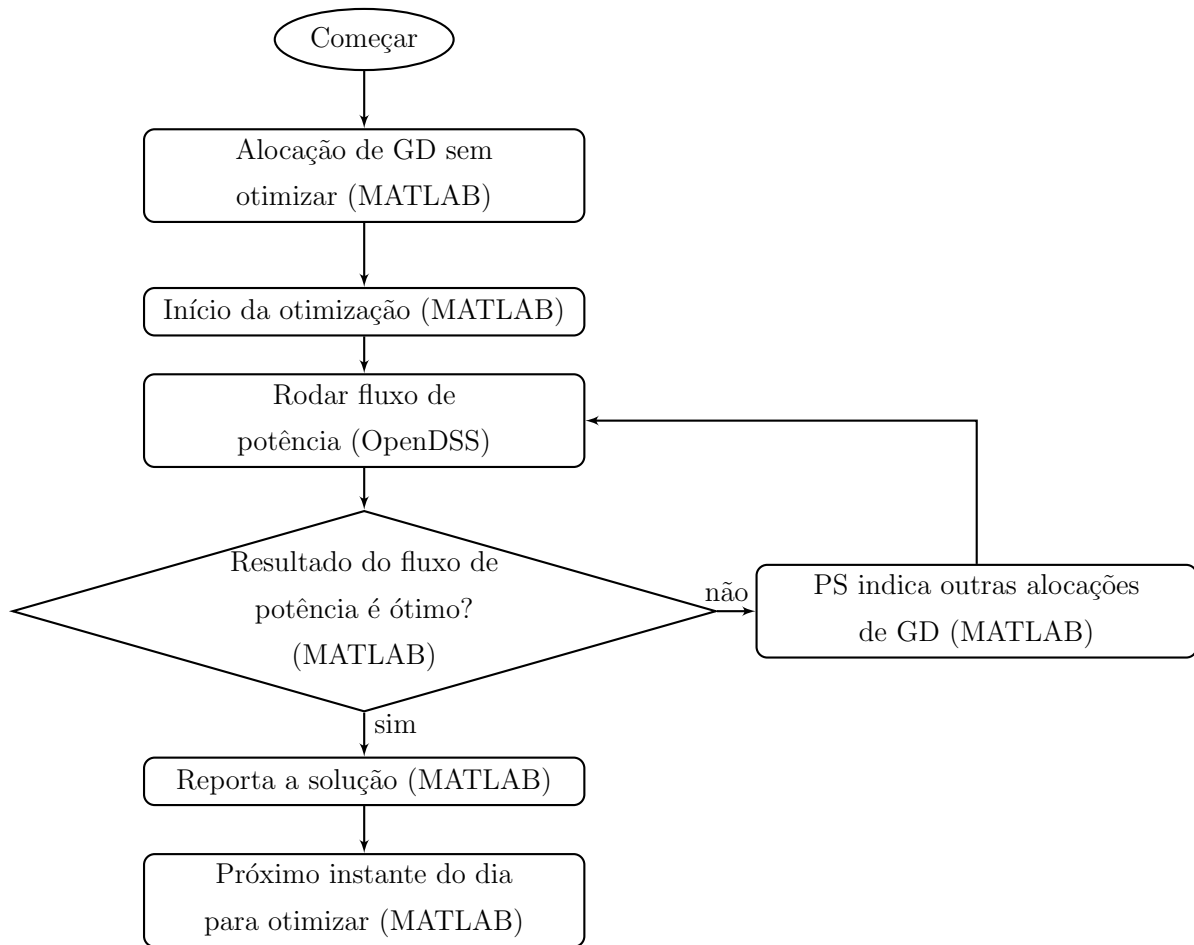


Figura 4: Passo do programa em cada software

Tal como foi explicado anteriormente, inclusive, as simulações do fluxo de potência foram executadas a partir do MATLAB através da interface *Component Object Model* COM do OpenDSS. Por outro lado, os programas auxiliares para análises posteriores também foram criados usando MATLAB.

A seguir, três partes importantes do algoritmo proposto serão abordadas com maior profundidade.

3.3.1 Profilaxia do MATLAB

Nesta etapa, tanto simples quanto necessária, o programa começa fechando os arquivos e pastas que possam estar abertas e limpa todas as variáveis existentes na memória do software.

3.3.2 Tratamento de dados de entrada

Nesta etapa todos os dados necessários para a otimização são inseridos. Em primeiro lugar, o programa lê os dados meteorológicos do dia. Em segundo lugar, determinam-se os valores iniciais da função objetivo e da solução. Em terceiro lugar, alguns ponteiros são criados para abrir, ler e, posteriormente, modificar os arquivos *template* que o OpenDSS vai rodar (extensão .DSS). Depois, os dados da última campanha de medição feita pela ANEEL é processada visando obter as curvas de carga em por unidade (pu) do tipo residencial, comercial e industrial assim como também os desvios padrão correspondentes; isto é usado para determinar a potência demandada por cada carga para cada instante de tempo no qual a otimização vai ser executada. Por fim, as coordenadas geográficas das barras com carga conectada são lidas pelo algoritmo.

3.3.3 Otimização

Esta parte começa estabelecendo um *loop* para realizar a otimização. Esse *loop* está definido pelo período de irradiância solar apenas. Na seção anterior, o algoritmo discrimina os valores nulos dos dados meteorológicos e especifica o período mencionado. Esse período é fracionado em intervalos de cinco minutos, portanto, o número de casos gerados, simulados e otimizados resulta da divisão do período de irradiância por cinco minutos.

Uma vez que o número de casos a serem otimizados é definido, o programa começa gerar caso por caso (arquivos .DSS). Para cada caso gerado, um novo arquivo de cargas é criado a partir do ponteiro de cargas.

Nessa etapa, o ponteiro de arquivo de cargas é aberto para mudar os valores das potências ativa e reativa das cargas, segundo o instante do dia no qual a análise está sendo feita. Como o comportamento das cargas não é o mesmo ao longo do dia, os dados da campanha de medições ajuda a determinar o comportamento dos três tipos de cargas para cada instante.

No arquivo de cargas, cada uma delas é definida pela barra e o(s) nó(s) onde está conectada, o número de fases, o modo de conexão (estrela ou triângulo), o modelo da carga, suas potências ativas e reativas e, para o caso exposto, o tipo de carga (residencial, comercial ou industrial).

As potências indicadas no arquivo de cargas são os valores nominais de cada carga conectada. Dentro do laço, o programa reconhece o tipo de carga e, com as curvas de carga e o desvio padrão delas, as potências de cada carga são modificadas. Essa mudança

é feita tendo como referência o horário correspondente com o instante de simulação, por exemplo, se o instante de simulação corresponde com as 14h, o programa pega os valores das curvas de cargas e dos desvios padrão às 14h.

Apesar de ter estabelecido as curvas de cargas em pu ao longo do dia, esses valores não são usados diretamente. Com o intuito de trabalhar com uma rede o mais real possível, a modelagem das cargas é feita de tal maneira que seja considerada certa variabilidade nelas.

Em vez de multiplicar diretamente o valor da curva de carga em um instante vezes a carga conectada, um outro fator dependente do valor da curva de carga e do desvio padrão é calculado. Esses fatores são calculados com a ajuda da função *randn* do MATLAB, a qual fornece valores aleatórios cujo comportamento obedece à distribuição normal. Logo, as potências ativa e reativa nominais de cada carga são multiplicadas por esses fatores, segundo corresponda. Para cada instante de tempo são determinados três tipos de fatores os quais se correspondem com os três tipos de carga contemplados nesta pesquisa.

Os fatores em menção são definidos pelas seguintes expressões:

$$fator_res = cv_res(tempo) + dp_res(tempo) \times randn(1) \quad (3.6)$$

$$fator_com = cv_com(tempo) + dp_com(tempo) \times randn(1) \quad (3.7)$$

$$fator_ind = cv_ind(tempo) + dp_ind(tempo) \times randn(1) \quad (3.8)$$

Onde:

fator_res: fator residencial.

cv_res: curva de carga tipo residencial.

dp_res: desvio padrão da carga tipo residencial.

randn(1): escalar aleatório menor e/ou igual do que 1..

fator_com: fator comercial.

cv_com: curva de carga tipo comercial.

dp_com: desvio padrão da carga tipo comercial.

fator_ind: fator industrial.

cv_ind: curva de carga tipo industrial.

dp_ind: desvio padrão da carga tipo industrial.

Mas, já que existe a chance de que em algum momento esses fatores sejam negativos ou nulos, o programa só pega os fatores maiores do que zero e, no caso oposto, a carga mantém seus valores originais de potência ativa e reativa.

Depois de gerar o arquivo CASO.DSS e criar o arquivo LOADCASO.DSS, procede-se a encher o arquivo CASO com todos os componentes da rede incluindo o arquivo de geração distribuída, com a finalidade de simular o fluxo de potência no OpenDSS e obter o valor da função objetivo. Para esse propósito, a função *opti_alloc_savefile.m* ordena os arquivos dos componentes da rede e os parâmetros característicos necessários para definir o circuito a simular. Através dessa função, os arquivos e os parâmetros são inseridos linha por linha dentro do arquivo CASO para logo passá-lo à linha de código que tem a ver com a otimização propriamente dita.

Uma vez que o arquivo CASO.DSS tenha sido completado e salvo, a etapa de otimização *Pattern Search* é executada. Para implementar o *Pattern Search* no ambiente MATLAB é preciso definir algumas opções de otimização e, logo depois, inserir as condições do problema a ser resolvido.

A seguir, as opções que foram consideradas são listadas [78]:

- **‘TolFun’**. Tolerância ou erro da função objetivo. As iterações param se a mudança no valor da função objetivo é menor do que a definida na *TolFun*. Neste trabalho a *TolFun* estipulada é de 1×10^{-12} .
- **‘TimeLimit’**. Tempo limite da otimização em segundos. As iterações acabam quando o tempo de otimização chegue no tempo definido pelo usuário.
- **‘InitialMeshSize’**. Tamanho de malha inicial para realizar a busca.
- **‘PoolMethod’**. Método de busca. Esta opção estabelece o tipo de movimento exploratório a ser utilizado para criar a malha. Nesta pesquisa foram usados os seguintes: *‘GPSPositiveBasis2N’* e *‘MADSPositiveBasisNp1’*.
- **‘CompletePool’**. Este campo deve aparecer sempre na linha de código do *Pattern Search*. O campo adjacente define se a busca é completa ou não. Se o campo seguinte for completado com *‘on’* a busca é completa, o que quer dizer que todos os pontos da malha são avaliados para achar as funções objetivo de cada um deles, se o campo for completado com *‘off’*, a busca do novo ponto base vai parar quando seja encontrado o primeiro ponto da malha cuja função objetivo é melhor do que o ponto base atual. Nesse último caso, é muito provável que fiquem pontos da malha

que não sejam avaliados e que, inclusive, os mesmos apresentem valores melhores da função objetivo se comparado com o valor da função objetivo atual, mas a busca termina quando o primeiro melhor ponto da malha for identificado.

- **‘Vectorized’**. Serve para indicar se a função objetivo e as restrições não lineares são representadas como vetores contendo um conjunto de valores. Para o caso proposto, pela natureza das restrições que foram levadas em conta, elas foram definidas dentro de uma função, portanto, no campo adjacente essa opção foi desativada através do *‘off’*.
- **‘MaxIter’**. Indica o número máximo de iterações que o processo de otimização permite. Igualmente a *‘TolFun’* e o *‘TimeLimit’*, é um critério de término da otimização. Para as simulações feitas, o máximo de iterações permitida será de 1000000. Já que existem três critérios para terminar com a otimização, a mesma vai finalizar quando o primeiro deles acontecer.

Uma vez definido o conjunto de opções a serem consideradas no processo de otimização, procede-se a escrever a linha de comando que vai executar a otimização. A linha de comando do *Pattern Search* está composta por valores de saída e dados de entrada e/ou argumentos que permitem configurar os parâmetros necessários para que as iterações sejam feitas e valores mínimos da função objetivo sejam atingidos. A continuação, mencionam-se os parâmetros envolvidos nesta linha de código.

- **‘vetorps’**. Variável de saída que mostra as soluções finais de cada otimização.
- **‘fvalps’**. Variável de saída que retorna o valor da função objetivo para a solução *‘vetorps’*.
- **‘exitflag’**. Valor que descreve o critério de término da otimização.
- **‘output’**. Estrutura que disponibiliza as informações sobre o processo de otimização.
- **‘fun’**. Argumento que indica a função (*.m) através da qual se calcula a função objetivo. Neste trabalho, essa função é chamada de *opti_alloc.m*.
- **‘opti_alloc.m’**. Essa função manda rodar o fluxo de potência da rede desde o MATLAB no OpenDSS através da interface COM. Uma vez feita a simulação, a função busca o valor das perdas elétricas nas linhas desse caso fornecendo, dessa maneira, o valor da função objetivo na linha de comando do *Pattern Search* para

realizar a otimização. Além disso, nessa função são estabelecidas as quatro restrições operacionais. Se uma das restrições não fosse satisfeita, o valor da função objetivo nesse caso será aumentado exponencialmente de propósito para procurar a solução ótima.

- **'x0'**. A solução inicial para iniciar a otimização é inserida neste campo.
- **'A', 'b'**. Esses argumentos servem para indicar se a função objetivo está limitada por desigualdades lineares do tipo $Ax \leq b$.
- **'Aeq', 'beq'**. Indicam se a função objetivo está limitada por igualdades lineares do tipo $Ax = b$.
- **'lb', 'ub'**. Esses campos devem ser completados como os valores mínimo (lb) e máximo (ub) entre os quais a solução ótima deve ser encontrada. Estes parâmetros são definidos pelo espaço de busca do problema. Para o estudo desenvolvido, os limites mínimo e máximo estão compostos pelos valores mínimos e máximos da potência nominal da unidade GD fotovoltaica (kW), das coordenadas x e y das barras candidatas. Portanto, os limites mínimo e máximo são dois vetores 1x3.
- **'nonlcon'**. Neste campo se definem as restrições não lineares.
- **'options'**. Este campo aponta para as opções que foram mencionadas anteriormente.

O fluxograma da Figura 5, mostra a sequência da ferramenta proposta para alocação ótima de GD baseada em *Pattern Search*.

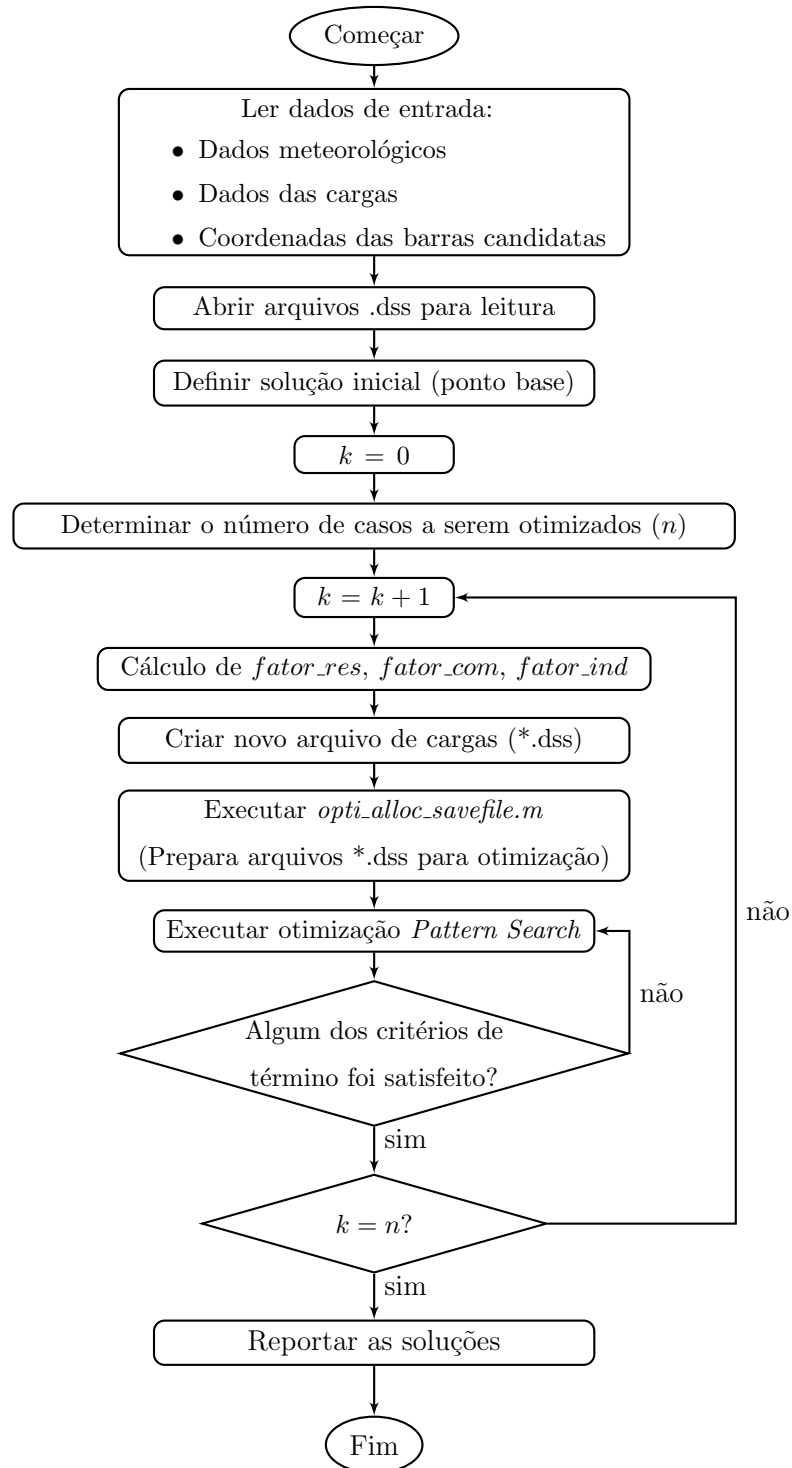


Figura 5: Fluxograma da ferramenta desenvolvida

3.4 OpenDSS

O *Open Distribution System Simulator* (OpenDSS) é um software de simulação de sistemas de distribuição de energia elétrica desenvolvido pelo EPRI (*Electric Power Re-*

search Institute). Originalmente, esse software foi criado pela *Electrotek Concepts, Inc.* por Roger Dugan e Tom MacDermott e naquele período era chamado simplesmente como ‘DSS’. Quando o DSS foi adquirido pelo EPRI, os novos donos acrescentaram o termo *Open* no nome do software ficando em ‘OpenDSS’, porém essa mudança não era de nome apenas, mas indicava que a licença seria liberada com o objetivo de que outras pessoas pudessem contribuir em temas relacionados à modernização das redes elétricas [79].

O software permite criar e analisar diversos modelos de redes de distribuição. Geralmente, o OpenDSS é usado para resolver o problema do cálculo de fluxo de potência, no entanto possui também a capacidade de realizar estudos de harmônicas, eficiência no fornecimento de energia elétrica, integração de geração distribuída, etc.

Os modelos das redes a serem estudadas podem ser implementados diretamente no programa ou fazendo uso da interface COM, através da qual o OpenDSS pode ser controlado por programas como: MATLAB, Python, C++, R, VBA, etc. As linhas de comando podem ser fornecidas em formato texto diretamente ao programa ou fornecidas por arquivos de texto de programas externos.

A diferença de outras ferramentas de análise de redes de distribuição de energia elétrica, o OpenDSS incorporou desde o início como uma característica inovadora o seu modo de solução ‘quase-estático’, o qual permite rodar simulações sequenciais ou de ciclos de trabalho com determinada periodicidade: diária, semanal, mensal, anual, etc.

Nesse sentido, o programa OpenDSS oferece diferentes modos de solução e a escolha de um deles depende do tipo de análise requerida pelo usuário. Os modos em questão são [80]:

- *Snapshot mode*. Modo estático ou instantâneo para solução de fluxo de potência.
- *Direct mode*. Modo de solução sem iterações.
- *Daily mode*. Simulação diária (24 horas) com resultados de simulação correspondentes a intervalos de 1 hora, por defeito. Porém, esse valor do intervalo pode ser modificado, resultando em intervalos de tempo menores ou maiores do que 1 hora.
- *Yearly mode*. Simulação de 8760 horas (um ano) com resultados de simulação correspondentes a intervalos de 1 hora, por defeito. Igual que o modo anterior, os intervalos podem ser diferentes segundo o critério do usuário.
- *Duty cycle*. Simulação de ciclos de trabalho com intervalos entre 1 e 5 segundos. Muito útil para integração de geração distribuída a partir de fontes renováveis.

- *Dynamics*. Simulação de transitórios.
- *Fault Study*. Simulação de faltas na rede.
- *Monte Carlo fault study*. O usuário determina os tipos de faltas e locais no modelo onde essas faltas devem acontecer. O software disponibiliza os resultados e o análise de cada falta.

No tocante ao modo de solução empregado na presente pesquisa, o modo *Snapshot* foi usado. Mas, para atender uma variabilidade tanto da carga quanto da irradiância, o algoritmo proposto usa a interface COM para ingressar cada simulação *Snapshot* do OpenDSS dentro de um ‘loop’ cujo intervalo corresponde ao intervalo da irradiância solar do dia e da demanda característica de energia dos usuários. Desse jeito é que se consegue otimizar a GD de forma sequenciada num intervalo de tempo predefinido.

4 RESULTADOS

O presente capítulo versa sobre o cenário de aplicação da metodologia desenvolvida neste trabalho, o qual inclui a rede de distribuição e suas características, o número e potência nominal da GD utilizada, os dados meteorológicos consultados para projetar a produção de energia elétrica a partir do recurso solar. Além disso, também são descritas as características das otimizações efetuadas e, para finalizar, os resultados obtidos são apresentados. Vale dizer que as otimizações feitas levaram em conta os dois tipos de movimentos exploratórios explicados no Capítulo 3.

4.1 Caso estudo

A implementação do algoritmo desenvolvido foi feita sobre uma rede de distribuição baseada numa rede padrão do IEEE, que é conhecida como *IEEE 123 Node Test Feeder* [81].

Os componentes da rede que foram modelados no OpenDSS estão detalhados a seguir, de acordo com a classificação sugerida pelo software para os tipos de elementos envolvidos [82].

4.1.1 Elementos de transporte de energia

Esses elementos transportam energia de um ponto para outro, portanto, possuem dois terminais. No programa, eles são definidos através de suas matrizes de admitâncias nodais. Na rede estudada temos os seguintes elementos de transporte:

- 117 linhas de distribuição trifásicas.
- Nove reguladores monofásicos.
- Nove chaves trifásicas; seis delas normalmente fechados e três normalmente abertos.

- Dois transformadores trifásicos, um deles da subestação de distribuição primária, com 5000 kVA de potência nominal, e o outro, com 150 kVA de potência nominal, que faz parte de um sistema de distribuição secundária [81].
- Quatro capacitores, um deles trifásico e três monofásicos.

4.1.2 Elementos de conversão de energia

Estes elementos convertem energia de diferentes formas para energia elétrica ou vice-versa e, na maioria dos casos, eles possuem um terminal de conexão com a rede. Os elementos reativos entram nesta categoria. Os elementos de conversão de energia presentes no caso de estudo são:

- Um elemento *Circuit*, o qual é imprescindível para a simulação de um sistema de distribuição e representa o equivalente de Thèvenin da transmissão no início da rede.
- Cinco PVSystems, que representam as unidades GD a serem alocadas. Este elemento é definido, principalmente, pelas curvas de rendimento e eficiência do inversor, potência nominal do módulo fotovoltaico, temperatura ambiente, nível de tensão, fator de potência, barra de conexão e tipo de conexão.
- 85 cargas, duas trifásicas e o resto monofásicas.

4.1.3 Elementos de suporte de energia

São aqueles que permitem simplificar, monitorar e controlar alguns dos parâmetros do sistema.

Os elementos deste tipo que foram usados no caso estudo são:

- *LineCode*, define a impedância de uma linha.
- *RegControl*, emula o sistema de controle de comutadores dos taps dos reguladores.

Embora não tenham sido nomeadas dentre os elementos listados anteriormente, as barras ou *buses* são elementos essenciais na modelagem do circuito a simular. No OpenDSS, as barras não são definidas previamente, existem na medida que os outros elementos são inseridos no código. As barras contém ‘N’ nós onde os elementos podem ser conectados.

Na definição dos elementos se procede a explicitar em qual barra cada elemento será conectado, os nós de conexão entre a barra e o elemento, o tipo de conexão do elemento (delta ou estrela), etc.

Na Figura 6, pode-se visualizar a topologia da rede em questão.

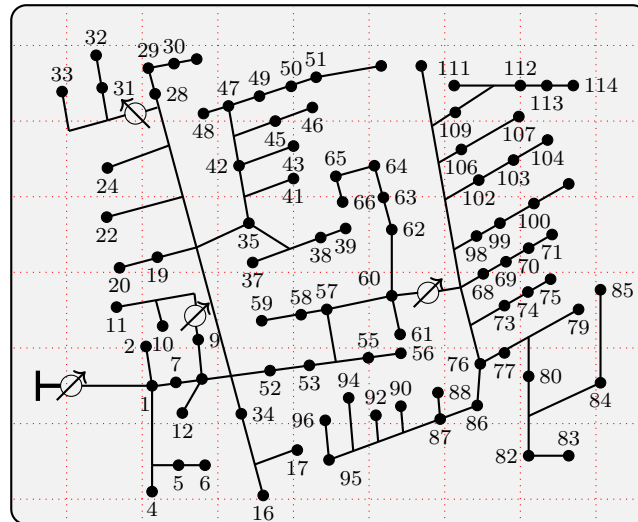


Figura 6: Topologia do IEEE 123 *Node Test Feeder*

De modo referencial o fluxo de potência do *IEEE 123 Node Test Feeder* foi rodado no modo *snapshot* segundo os parâmetros estabelecidos da rede. O objetivo da simulação foi ter noção das regiões com mais perda de potência nas linhas e maior carga.

Na Figura seguinte identificam-se os trechos da rede com maior perda de potência e as barras com maior carregamento.

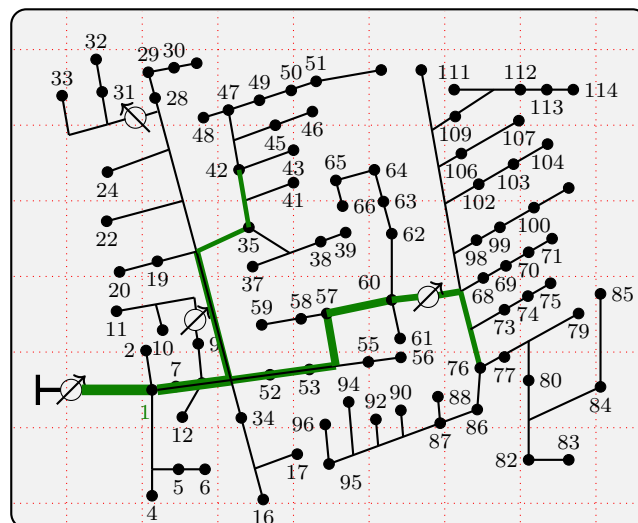


Figura 7: Trechos da rede com maior carregamento (Caso base)

4.2 Geração distribuída e recurso solar

A tecnologia de GD empregada neste trabalho é a solar fotovoltaica. Além disso, optou-se por alocar cinco conjuntos de painéis fotovoltaicos otimamente e de forma simultânea na rede IEEE 123 barras.

Também, limitou-se a potência nominal de cada conjunto em 70 kW para incluí-los na categoria de ‘microgeradores’. Este tipo de GD apresenta grande destaque no Brasil tanto no número de usinas quanto na potência instalada [22].

A respeito do fator de potência da GD, foi considerado que as unidades sempre operam com fator de potência unitário.

Os dados de temperatura e irradiância são pegos da informação meteorológica registrada por estações automáticas localizadas na cidade de São Paulo para um dia arbitrariamente escolhido.

As estações meteorológicas em questão têm por nome: SESC Interlagos e Mirante de Santana e os dados registrados por elas encontram-se no site do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET).

O modelamento do recurso solar, embora seja muito importante para prever a produção de energia elétrica das unidades GD com exatidão, não faz parte deste estudo. Além disso, as curvas de irradiância e temperatura são inseridas no programa a cada 05 minutos.

Como as otimizações foram feitas no período de irradiância solar a cada 5 minutos, a duração do período em horas e o número de casos gerados para otimizar a inserção de GD na rede podem ser inferidos.

Nas seções a seguir, apresentam-se as características da irradiância registrada por cada estação meteorológica, cuja irradiância base é de $1 \text{ kW}/\text{m}^2$.

Vale lembrar que as otimizações foram feitas usando ambas as curvas de irradiância e temperatura das estações SESC Interlagos e Mirante de Santana.

4.2.1 Estação meteorológica automática SESC Interlagos

A estação meteorológica SESC Interlagos reporta valores de irradiância solar a partir das 06h40, a mesma acaba às 17h40, portanto, evidencia-se que nessa região o período de irradiância é de 11 horas. A Figura 7 ilustra a irradiância na região do SESC Interlagos ao longo do dia.

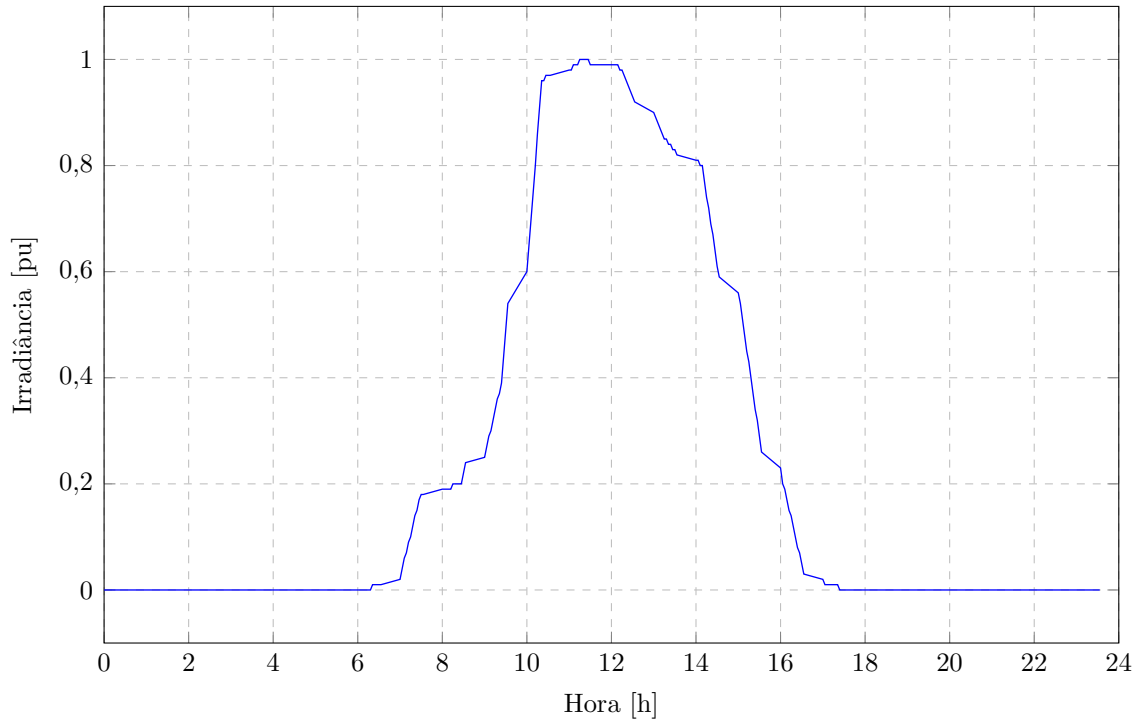


Figura 8: Curva de irradiância reportada na estação SESC Interlagos

No entanto, neste estudo o período de irradiância foi avaliado a partir de valores iguais e/ou maiores do que 0,1 para garantir uma injeção relevante de potência elétrica distribuída. Em consequência, o período de irradiância solar é menor do que o mencionado anteriormente.

Esse novo período é nomeado neste estudo como *período de irradiância efetiva* e, para o caso dos dados reportados pela estação SESC Interlagos, a irradiância efetiva está na faixa dentre as 7h30 e as 16h35, totalizando uma duração de 9 horas e 5 minutos (vide Figura 8).

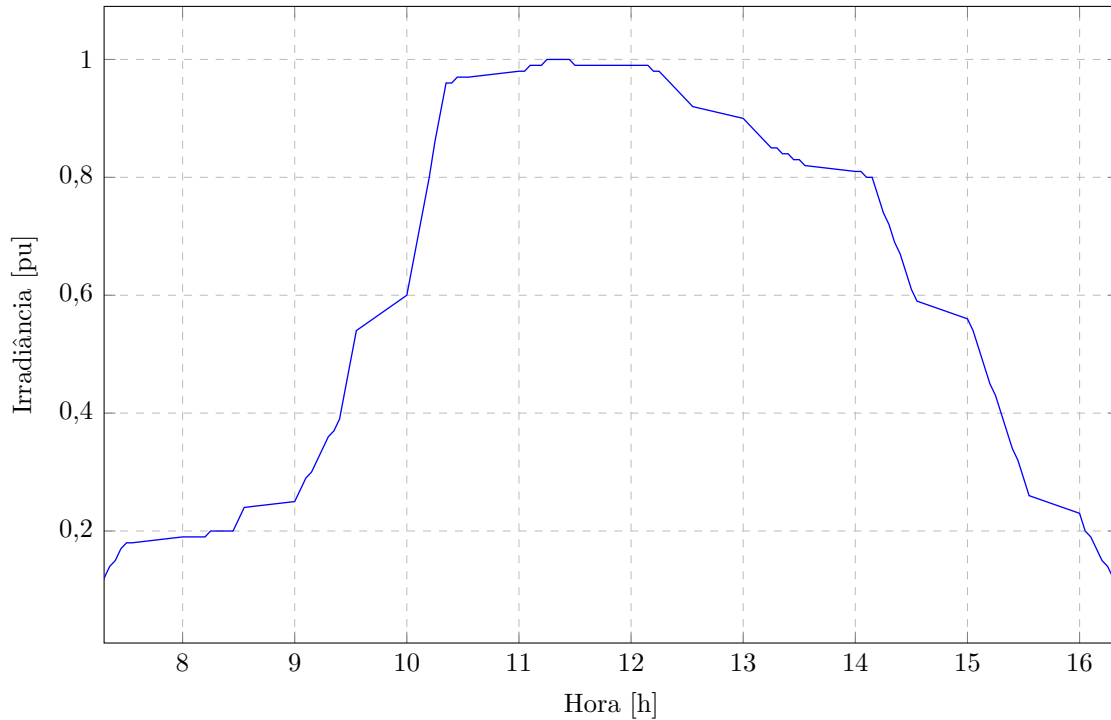


Figura 9: Curva de irradiância efetiva na estação SESC Interlagos

Levando em conta que as otimizações foram feitas a cada 5 minutos e que o período de irradiância efetiva é de 9 horas e 5 minutos, a ferramenta computacional proposta vai gerar 110 casos. Portanto, serão 110 otimizações a serem realizados em um dia, as quais são apresentadas através de uma matriz de 110x5.

4.2.2 Estação meteorológica automática Mirante de Santana

Para o caso da estação meteorológica Mirante de Santana, o período de irradiância vai das 06h30 até às 17h30. Igualmente à estação meteorológica SESC Interlagos, o período de irradiância é de 11 horas. Na Figura 9 se aprecia o desenvolvimento da irradiância registrada por essa estação meteorológica ao longo do dia.

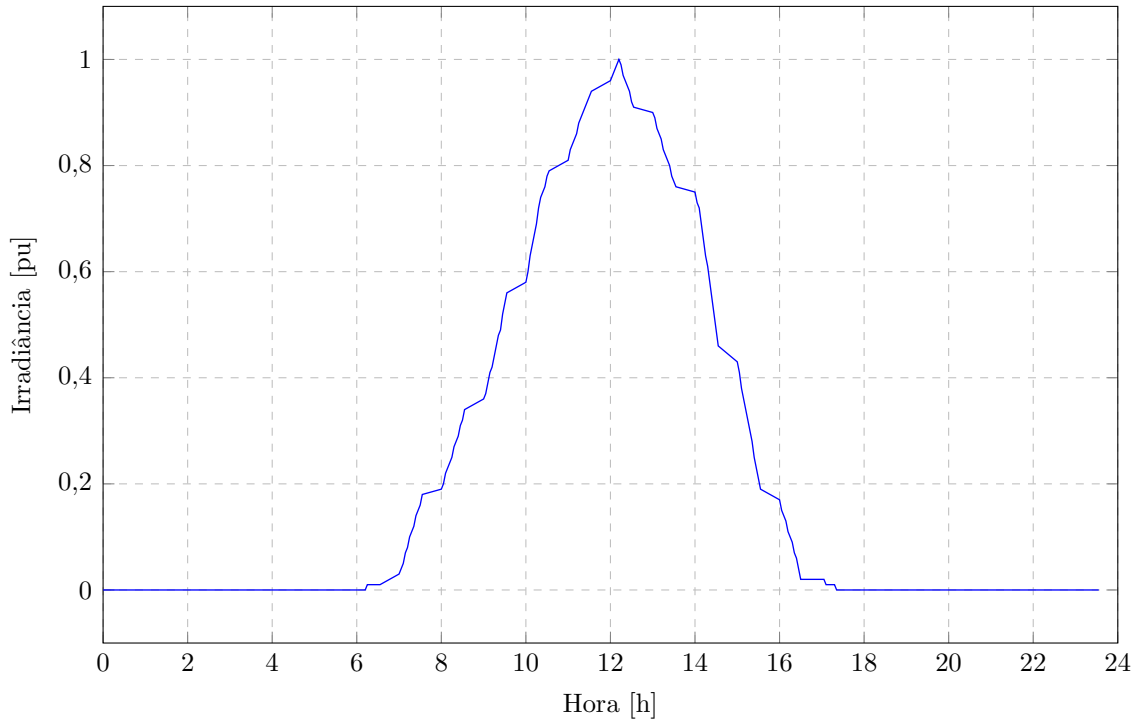


Figura 10: Curva de irradiância reportada na estação Mirante de Santana

O período de irradiância efetiva, o qual garante uma injeção relevante de potência elétrica distribuída, começa às 07h30 e termina às 16h25. Esse período tem uma duração de 8 horas e 55 minutos.

Uma vez definido o período de irradiância efetiva, determina-se o número de casos a serem gerados, por conseguinte, o número de otimizações executadas para alocar simultaneamente as 5 unidades de GD fotovoltaica também é conhecido. Nesse caso, o algoritmo proposto faz 108 otimizações e portanto oferece soluções ótimas em uma matriz de 108x5.

Pode ser visto que a irradiância registrada na estação Mirante de Santana tem um comportamento mais repentino no aumento e na diminuição da irradiância do que a reportada pela estação SESC Interlagos.

Na Figura 10 se mostra a evolução da irradiância efetiva registrada pela estação meteorológica Mirante de Santana.

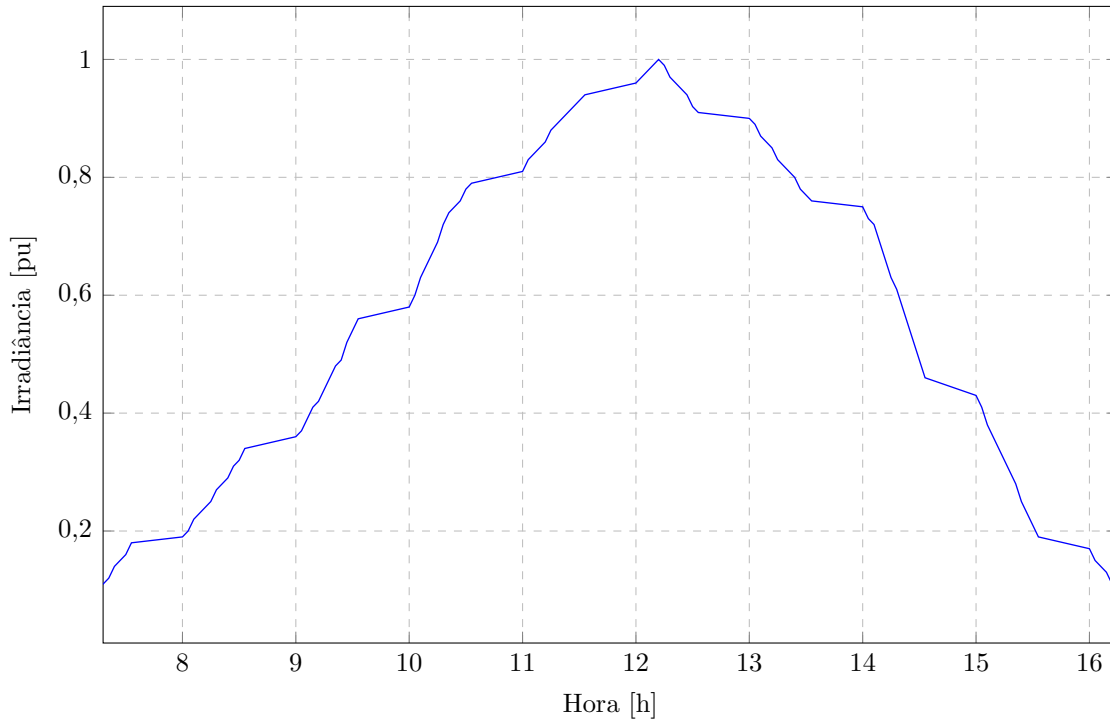


Figura 11: Irradiância efetiva reportada pela estação Mirante de Santana

4.3 Descrição dos dados de entrada

4.3.1 Tipos de cargas da rede

Cada uma das 85 cargas que fazem parte da rede tem um comportamento dinâmico ao longo do dia. Esses comportamentos estão relacionados com os tipos de carga considerados no estudo e que foram associados a cada carga.

Os tipos de carga considerados no algoritmo são: residencial, comercial e industrial. Isto quer dizer que um conjunto de cargas se comportará segundo a curva de demanda do tipo residencial, um outro conjunto de cargas terá um comportamento do tipo comercial e o comportamento do tipo industrial será atribuído ao grupo de cargas restantes.

Tendo como referência os dados da última campanha de medições feitas pela maior concessionária do Estado de São Paulo e que foi reportada para a ANEEL, os três tipos de carga forma definidos. Através do Sistema de Acesso a Informação [83] foi feito o requerimento desses registros.

Embora as cargas compartilhem a mesma curva de demanda, isto não quer dizer que demandarão a mesma potência ao longo do dia, já que as curvas de demanda são definidas em valores pu. O que diferencia uma carga das outras é a potência nominal de cada uma,

portanto, o conjunto de carga do mesmo tipo terão o mesmo perfil de demanda mas de diferente valor de potência demandada.

4.3.1.1 Cargas do tipo residencial

O comportamento desse tipo de carga pode ser visto na Figura 11.

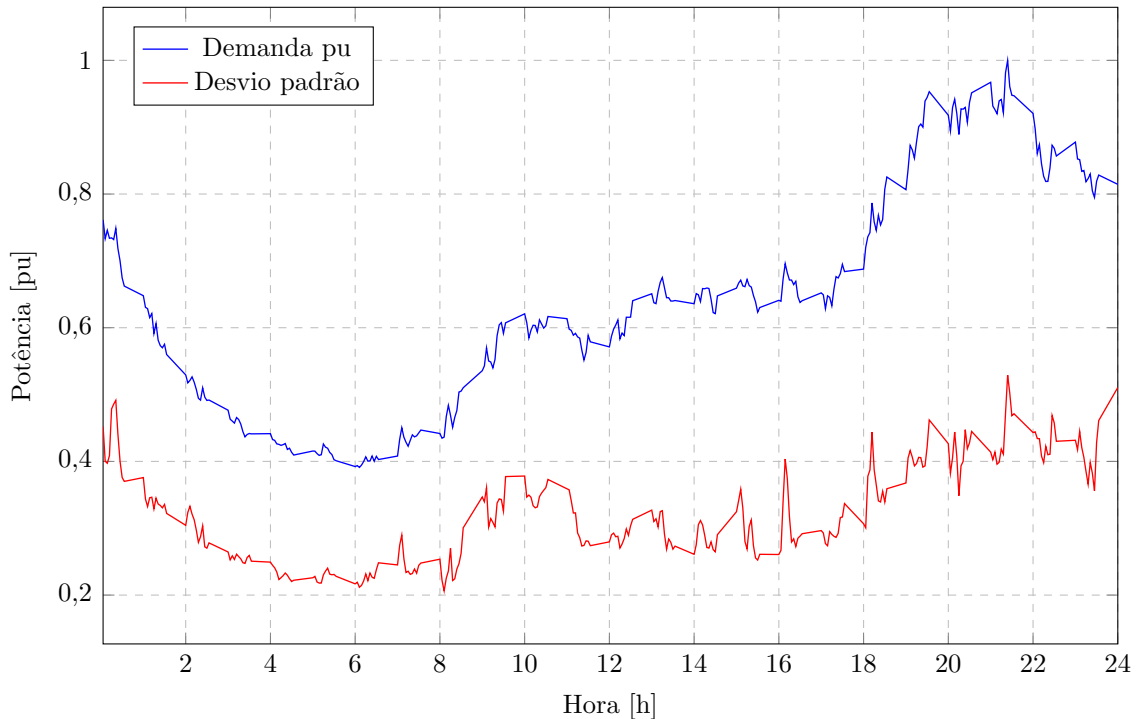


Figura 12: Característica da demanda de um consumidor residencial

Os valores do gráfico encontram-se reportados a cada 5 minutos em um período de 24 horas, isto faz um total de 288 dados por dia. As cargas residenciais demandam energia entre 0,4 e 1 pu, aproximadamente.

Segundo a Figura 11, a demanda mínima acontece às 6h10 e a máxima às 21h40. Nesta pesquisa, o período de interesse para alocar GD fotovoltaica se corresponde com o período de irradiância solar registrada pelas estações meteorológicas vistas.

Geralmente, o período de irradiância solar compreende desde às 6h00 até às 18h00 e portanto os valores pu da demanda das cargas residenciais estarão na faixa 0,4 até 0,8 pu, aproximadamente.

No caso do desvio padrão, pode ser enxergado que o comportamento do conjunto de cargas residenciais é disperso em vários horários, principalmente, entre as 09h00 e as 11h00 e entre as 20h00 e as 01h00 (final do dia). Além disso, há dispersão em alguns

horários da tarde. Conhecer a dispersão dos registros disponíveis é um bom indicador da natureza variável das cargas, no caso concreto, das cargas residenciais.

4.3.1.2 Cargas do tipo comercial

Na Figura 12, mostra-se o comportamento do conjunto de cargas do tipo comercial.

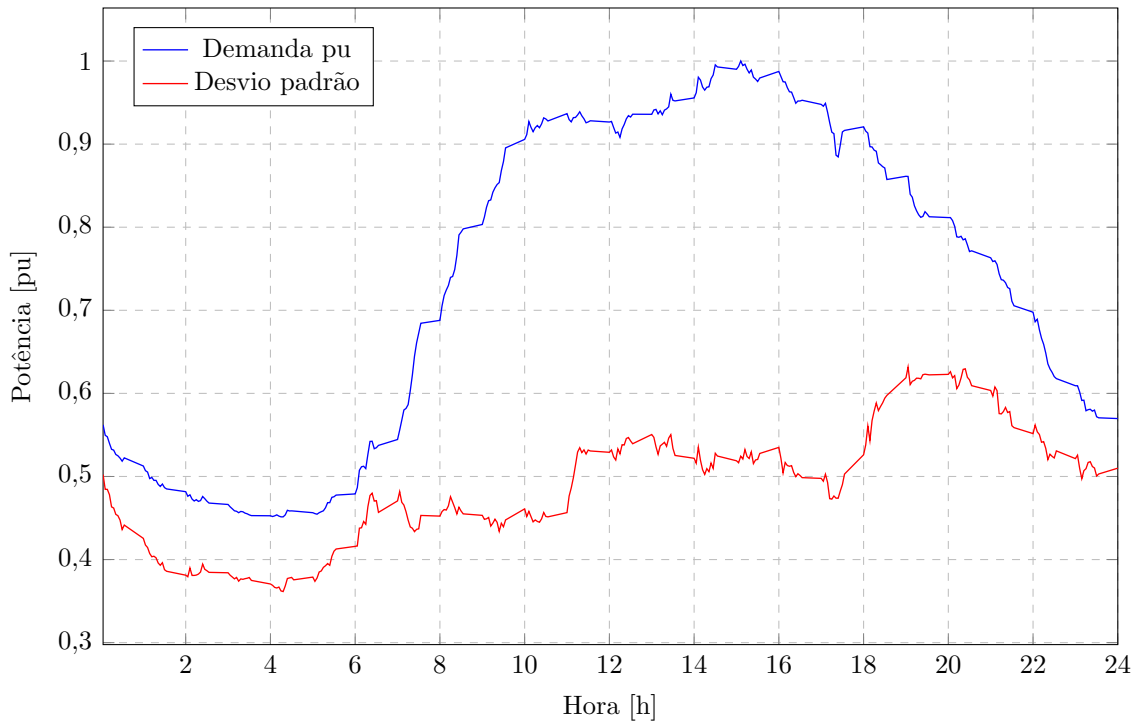


Figura 13: Característica da demanda de um consumidor comercial

Dos 288 registros por dia feitos para os tipos de carga considerados, pode-se ver que no caso das cargas comerciais, elas tomam valores a partir de 0,45 até 1 pu. Entre as 05h00 e as 10h00, logo depois a demanda aumenta subitamente se mantendo entre 0,9 e 1 pu até as 18h15, por fim, depois das 20h00 a demanda diminui. Portanto, essa curva de carga se condiz com o período de atendimento (das 10h00 as 18h00) dos locais comerciais tais como supermercados, bancos, shoppings, etc.

Em referência às demandas mínima e máxima, elas acontecem às 04h30 e às 15h10, respectivamente. Além disso, considerando um intervalo de irradiância solar igual que o caso anterior, as cargas comerciais demandam potências equivalentes na faixa de 0,48 e 1 pu.

O desvio padrão para este tipo de carga pode ser considerado alto o que indica uma dispersão notável no comportamento das cargas comerciais vistas individualmente.

4.3.1.3 Cargas do tipo industrial

A Figura 13 representa o comportamento da curva de demanda do tipo industrial ao longo do dia.

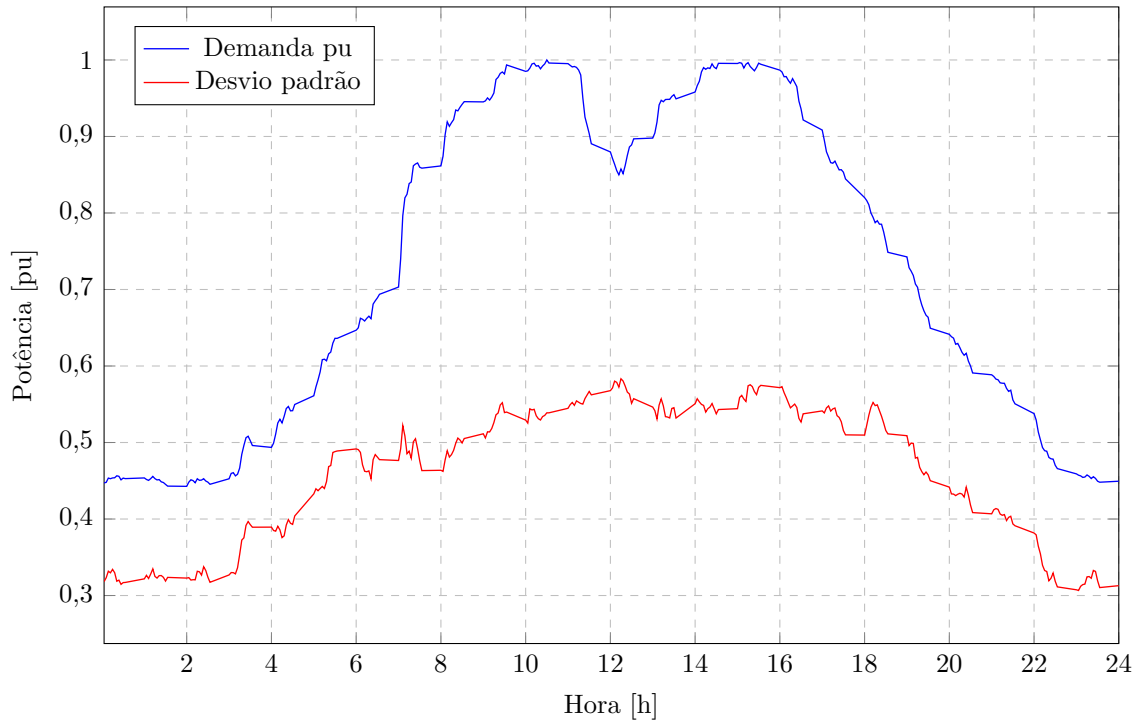


Figura 14: Característica da demanda de um consumidor industrial

Para o conjunto de cargas industriais, elas têm desempenhos diferentes aos casos observados anteriormente. Após as 05h00, a demanda experimenta crescimento brusco até chegar em pouco tempo aos valores de carga conectada. Só no meio-dia, que a demanda se reduz um pouco e depois continua atingindo a potência da carga conectada. O intervalo de maior demanda de eletricidade é desde as 8h00 até as 17h00. A demanda das cargas industriais nesse intervalo está inclusa no período de irradiância solar.

Entre as 00h00 e as 03h00 acontece a mínima demanda de potência, entretanto, a máxima pode ser considerada em dois períodos diferentes: das 10h00 e 11h30 e das 14h20 e 16h00.

Avaliando o desvio padrão, pode-se concluir que a variabilidade das cargas do tipo industrial é alta. As maiores dispersões acontecem entre as 5h00 e as 19h15, portanto dentro do período de irradiância solar deve ser considerada uma apreciável alteração nas cargas deste tipo.

4.4 Otimizações

Para avaliar o desempenho da nova ferramenta desenvolvida nesta pesquisa, se ponderou conveniente realizar várias otimizações mudando alguns dos parâmetros que conformam o algoritmo.

Com essa finalidade, optou-se por incluir os dados meteorológicos de estações e comportamento diferentes. É por isso que os dados das duas estações meteorológicas mencionadas na seção anterior foram consideradas.

Além disso, os dois movimentos exploratórios foram executados nas otimizações. Resultando em que a metade das otimizações foram efetuadas fazendo o movimento exploratório GPS (*Generalized Pattern Search*) e a outra metade experimentou o movimento MADS (*Mesh Adaptive Direct Search*)

Além do mais, para cada combinação de estação meteorológica e tipo de movimento exploratório foram realizadas 5 otimizações cuja diferença está relacionada com o tempo limite de cada otimização (*'TimeLimit'*). Os tempos limite de otimização considerados foram: 60, 120, 180, 240 e 300 segundos. Em total foram executadas 20 otimizações/simulações, as quais podem ser diferenciadas em função dos dados meteorológicos empregados, tipo de movimento exploratório realizado para cada caso e o tempo máximo (limite) de duração do processo de otimização. Com isso, a metade das otimizações tiveram como dados meteorológicos de entrada os valores registrados pela estação SESC Interlagos e a outra metade usou a informação meteorológica da estação Mirante de Santana. Mas também, pode-se distinguir que a metade das otimizações executam o movimento GPS e a outra metade faz o conhecimento do espaço busca utilizando o MADS.

A seguir, os resultados obtidos serão apresentados classificando as otimizações segundo a curva irradiância empregada.

A Tabela 1 mostra o resumo das otimizações feitas.

Número de Otimização	Estação Meteorológica	Movimento Exploratório	<i>TimeLimit</i> (segundos)	Tempo de simulação (minutos)
1	SESC Interlagos	GPS	60	92
2	SESC Interlagos	GPS	120	156
3	SESC Interlagos	GPS	180	220
4	SESC Interlagos	GPS	240	238
5	SESC Interlagos	GPS	300	287
6	SESC Interlagos	MADS	60	43
7	SESC Interlagos	MADS	120	45
8	SESC Interlagos	MADS	180	44
9	SESC Interlagos	MADS	240	43
10	SESC Interlagos	MADS	300	43
11	Mirante de Santana	GPS	60	88
12	Mirante de Santana	GPS	120	132
13	Mirante de Santana	GPS	180	195
14	Mirante de Santana	GPS	240	228
15	Mirante de Santana	GPS	300	282
16	Mirante de Santana	MADS	60	46
17	Mirante de Santana	MADS	120	42
18	Mirante de Santana	MADS	180	45
19	Mirante de Santana	MADS	240	43
20	Mirante de Santana	MADS	300	43

Tabela 1: Resumo das otimizações feitas

Claramente, da Tabela 1 pode ser observado que, o movimento exploratório MADS converge em menos tempo do que o GPS, o qual podia ser previsto por causa da natureza de ambos os movimentos. No entanto, no caso do MADS, o tempo de simulação é similar em todas as otimizações, inclusive entre informações climáticas diferentes. Além disso, esse movimento oferece resultados ótimos na metade do tempo das otimizações que usam o GPS com o menor *TimeLimit* (60 segundos).

Por outro lado, para o caso do GPS, o aumento do *TimeLimit* resulta num aumento do tempo de simulação, embora o aumento do tempo de simulação não seja proporcional com a mudança do *TimeLimit*. Isto último reforça a ideia de que a ferramenta desenvolvida

resolve o problema seja qual for o requerimento das cargas.

Cabe mencionar que os resultados obtidos em cada otimização são bastante similares, pelo qual serão apresentados os resultados de quatro otimizações apenas. As otimizações mostradas estão divididas da seguinte forma:

- Duas otimizações usando os dados da estação SESC Interlagos.
- Duas otimizações usando os dados da estação Mirante de Santana.

Para cada estação meteorológica serão apresentados os dois movimentos exploratórios (GPS e MADS).

4.4.1 Testes SESC Interlagos

Para as otimizações feitas usando como dados de entrada os dados meteorológicos registrados pela estação automática SESC Interlagos, a linha de comando *'options'* de MATLAB tem a estrutura da Figura 14:

```
options = psoptimset('TolFun',1E-12,'TimeLimit',X1,'InitialMeshSize',X2,
'PollMethod',X3,'CompletePoll','on','Vectorized','off','MaxIter',1000000);
```

Figura 15: LineCode geral SESC Interlagos

Dessa Figura, X_1 , X_2 e X_3 são os campos que mudam para efetuar as otimizações. Para o caso do *'TimeLimit'*, ele toma valores de 60, 120, 180, 240 e 300 segundos. No campo correspondente a *'InitialMeshSize'*, se consignam valores de 275 para a busca tipo GPS e 300 para a busca tipo MADS. Em *'PoolMethod'*, X_3 indica se a busca é do tipo GPS (*'GPSPositiveBasis2N'*) ou MADS (*'MADSPositiveBasisNp1'*).

Cabe indicar que, já que o recurso solar é o mesmo para todas as otimizações que usam os dados meteorológicos, a injeção de potência elétrica distribuída também será a mesma nas 10 otimizações correspondentes (ver Tabela 1). Levando em conta a curva de irradiância efetiva para a estação meteorológica automática SESC Interlagos apresentada na Figura 15, a injeção de potência distribuída fotovoltaica na rede terá a forma seguinte:

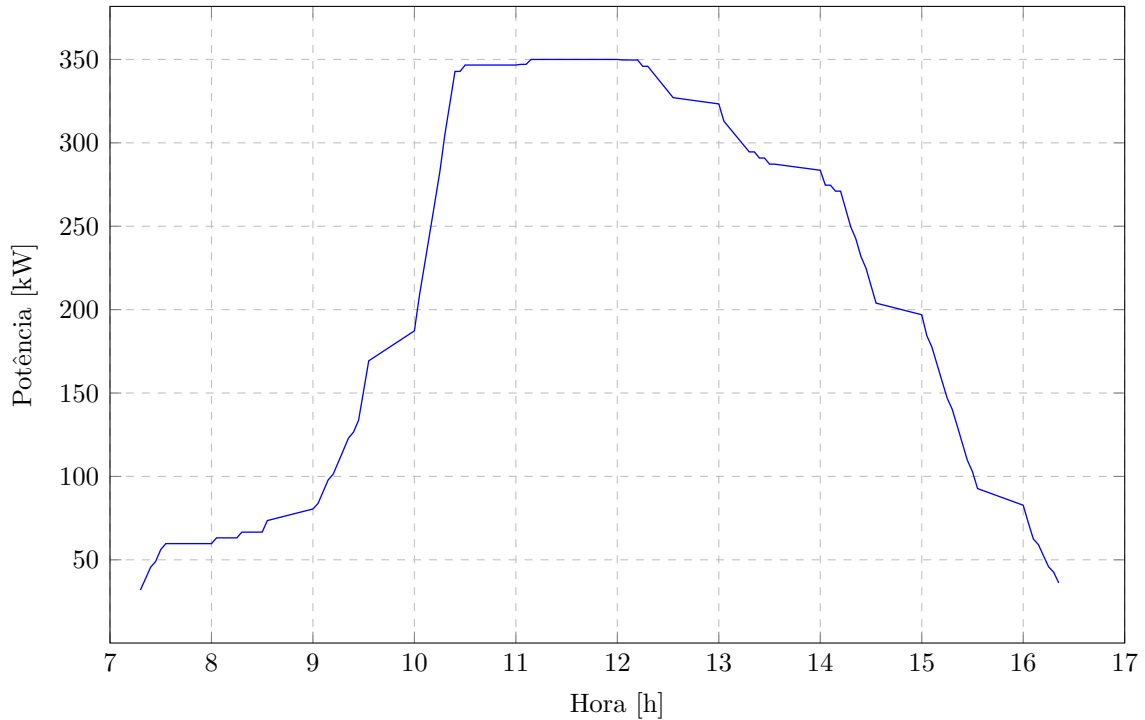


Figura 16: Potência FV distribuída injetada na rede - SESC Interlagos

Fonte: o autor

Através da Figura 15, pode-se notar que a forma de injeção de potência se corresponde com a forma da curva de irradiância e infere-se que a potência do alimentador e a perda de potência elétrica nas linhas de distribuição serão reduzidas dessa forma.

Um outro dado de interesse tem a ver com a máxima potência elétrica distribuída injetada pelas 5 unidades GD, a qual chega até os 350 kW.

Além disso, dos dados do gráfico pode-se calcular que a energia injetada pelas 5 unidades de geração distribuída do tipo fotovoltaica está na ordem de 1,91 MWh. Essa quantidade de energia injetada é a mesma em todos os cenários ou otimizações. Portanto, infere-se que, aproximadamente, a energia fornecida pelo alimentador vai se ver reduzida nesse valor (1,91 MWh), se comparado com o caso base (sem presença de GD na rede).

A seguir, serão apresentados os resultados mais relevantes de cada otimização realizada.

4.4.1.1 Otimiza 60 segundos - GPS

Nesta otimização, o tempo computacional empregado para alocar de maneira ótima as 5 unidades GD fotovoltaica em 110 casos foi de 1 hora e 32 minutos.

O programa desenvolvido pode indicar a mesma barra e/ou o mesmo conjunto de 5 barras como solução em mais de um instante ou caso otimizado. Fazendo uma contagem das barras solução que são propostas pelo algoritmo para alojar GD, tem-se que são 22 as barras onde deve ser conectada a GD pelo menos uma vez, independente do horário.

Na Figura 16, os pontos em vermelho indicam as barras solução para a otimização 60 segundos - GPS - SESC Interlagos.

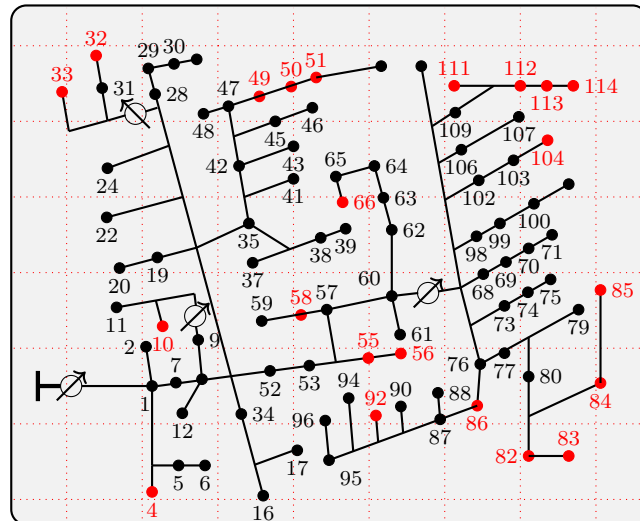


Figura 17: Distribuição da alocação ótima na rede (Interlagos 60 seg - GPS)

Para cada um dos casos gerados, o algoritmo oferece como solução um conjunto de 05 barras das 22 que aparecem em vermelho na Figura 16.

Dessas 22 barras, as que mais se repetem como solução são:

- Barra 84, aparece como solução em 106 casos dos 110 otimizados por dia.
- Barra 82, é uma das soluções para 102 casos dos 110.
- Barra 83, faz parte do conjunto de soluções para 95 casos.
- Barra 114, apresenta-se como solução em 86 casos.
- Barra 86, aparece dentro das soluções em 56 casos.
- Barra 85, é uma das barras solução para 33 dos 110 casos otimizados.

Levando em conta o listado anterior e conferindo com os dados reportados pelo algoritmo, os conjuntos de barras [114 82 83 84 85] e [114 82 83 84 86] aparecem como solução em 58 casos ou em 58 momentos do dia. Esse número de casos representa mais do 50% dos casos otimizados.

A respeito dos dados obtidos do fluxo de potência, uma vez que as unidades GD foram alocadas, tem-se que:

- A energia fornecida pelo alimentador em presença de GD é 25,05 MWh.
- A energia injetada na rede pelas 05 unidades GD representa o 7,63% da energia fornecida pelo alimentador.
- A máxima potência fornecida pelo conjunto de unidades GD fotovoltaicas acontece entre as 11h30 e as 11h50. Além disso, a inserção máxima de potência distribuída representa o 15,60% da potência do alimentador (vide Figura 20).
- A máxima potência ativa fornecida pelo alimentador acontece às 16h e tem um valor de 3,47 MW (vide Figura 17).
- A energia perdida nas linhas de distribuição no período de irradiância efetiva alcança os 522,58 kWh.

Por outro lado, para apreciar o efeito da integração de GD na rede estudada, fez-se a simulação do fluxo de potência do caso base, isto quer dizer que os resultados mencionados a continuação desconsideram a injeção de potência elétrica distribuída.

Para a simulação feita desligando as unidades GD da rede, tem-se que:

- A energia fornecida pelo alimentador sem GD é 27,04 MWh.
- A máxima potência ativa fornecida pelo alimentador acontece às 10h20 e tem um valor de 3,63 MW.
- A energia perdida nas linhas de distribuição do caso base é 604,50 kWh.

A primeira vista, os dados obtidos da simulação em ausência de GD apresentam quantidades maiores do que os obtidos da simulação da rede com integração ótima de unidades GD fotovoltaica.

Comparando os dados obtidos dessas simulações, depreende-se que a energia fornecida pelo alimentador sem GD é reduzida em 2 MWh, aproximadamente, quando as unidades GD são conectadas na rede. Falando em porcentagem, essa redução de energia representa o 7,38% da energia do caso base.

No caso da máxima potência, ela diminui em 160 kW. Portanto, pode ser dito que a potência máxima da rede com GD é reduzida em 4,33% da máxima potência fornecida no

caso base. É importante salientar que essas máximas potências acontecem em horários diferentes.

A redução da energia perdida nas linhas de distribuição está ao redor dos 81,92 kWh. Essa diminuição de energia perdida nas linhas é o 13,55% da energia perdida nas linhas no caso base. Vale lembrar que essa redução de energia perdida é atingida para o período de irradiância efetiva para um dia.

Nas Figuras seguintes, mostram-se resultados adicionais aos reportados anteriormente. Os referidos gráficos permitem visualizar e comparar o comportamento das potências fornecidas pelo alimentador, perdas de potência nas linhas, potencia GD injetada, etc. considerando e desconsiderando a integração de unidades GD na rede estudada.

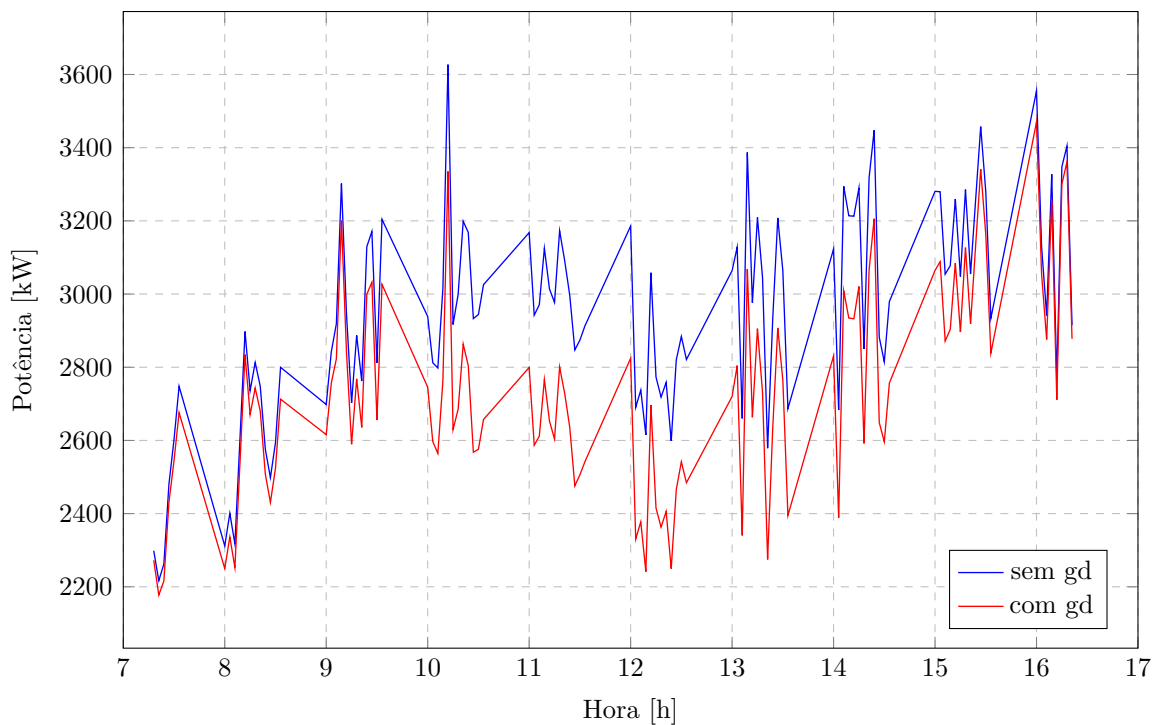


Figura 18: Potências fornecidas pelo alimentador em ambos os cenários - GPS SESC Interlagos

Por exemplo, a Figura 17 mostra que a potência do alimentador é menor em todos os momentos do intervalo de irradiância efetiva. As maiores reduções de potência ativa no alimentador acontecem no período compreendido entre as 10h20 e as 14h20, aproximadamente. Mas, se for considerada a maior redução de potência ativa apenas, ela está na ordem dos 373,63 kW e acontece às 12h15.

Resulta importante notar que esse valor (maior redução de potência) é maior do que a diferença das potências máximas ou pico do alimentador no caso base e na integração

de unidades GD.

A seguir, através das Figuras 18 e 19 pode-se observar que a ferramenta elaborada nesta pesquisa realmente reduz as perdas elétricas nas linhas de distribuição. O intervalo de maior diminuição de perdas entre um e o outro cenário coincide com o intervalo de maior redução de potência fornecida pelo alimentador.

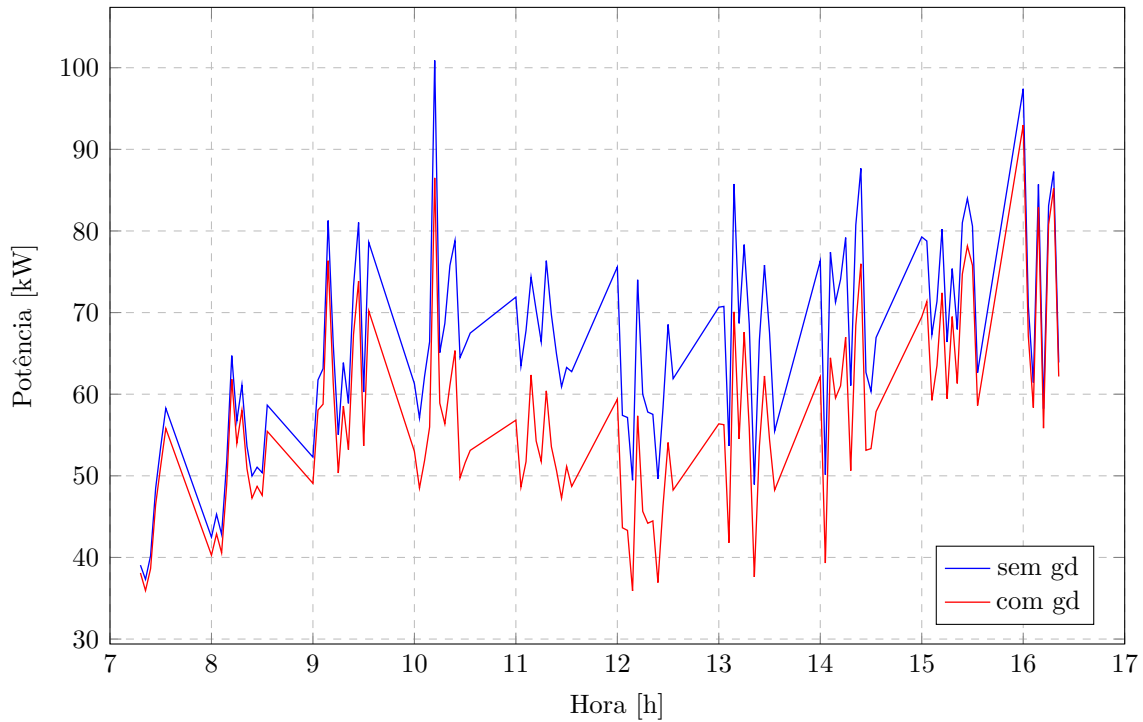


Figura 19: Perdas elétricas nas linhas sem e com GD - GPS SESC Interlagos

A maior redução de potência perdida nas linhas ocorre às 12h20 e seu valor chega até os 16,67 kW.

Embora não pareça que a redução seja considerável, a Figura 19 ajuda a esclarecer este ponto. O gráfico mostra que, no caso base, as perdas elétricas nas linhas de distribuição são pequenas se comparadas com a potência do alimentador. Essa rede pode ser considerada como muito eficiente já que as perdas são menores do que o 3% da potência do alimentador. Essa é a razão pela qual a redução de potência depois da otimização não é maior.

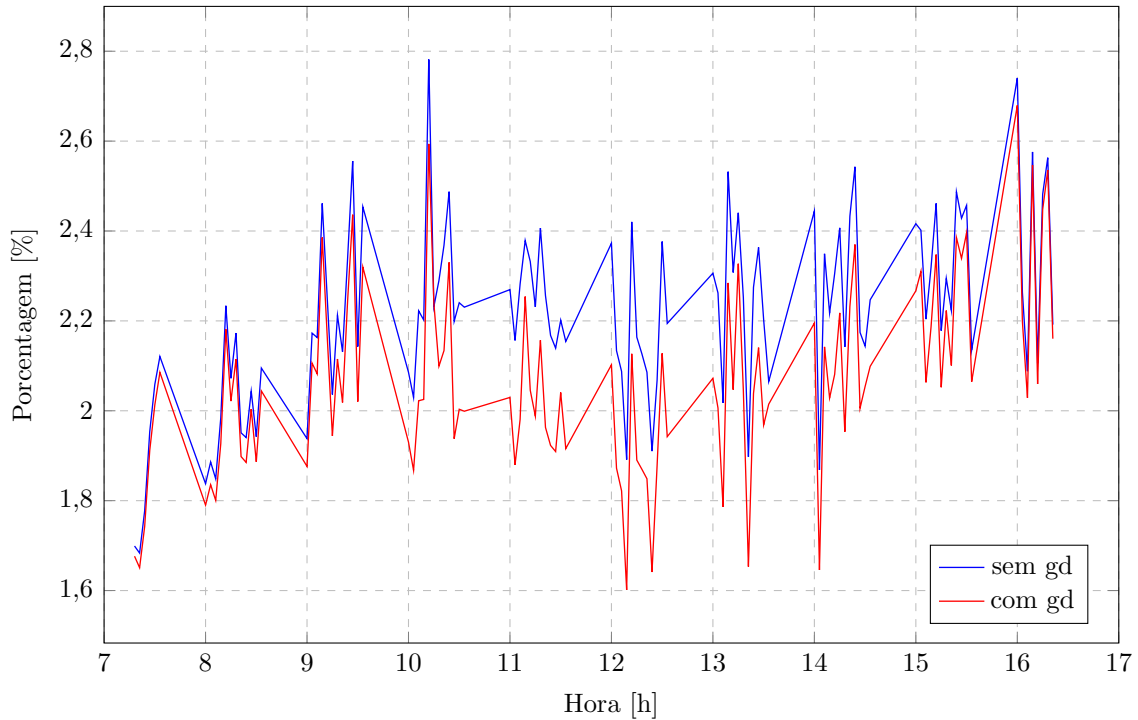


Figura 20: Porcentagem das perdas elétricas em função da potência do alimentador - GPS SESC Interlagos

A Figura 20 representa as porcentagens de inserção de potência GD na rede para cada momento durante o intervalo de irradiação efetiva. Como foi dito anteriormente, a máxima injeção de potência elétrica distribuída alcança o 15,60% da potência do alimentador.

Segundo a bibliografia consultada, esse nível de integração não acarretará problemas técnicos na rede tais como: fluxo reverso, aumento de perdas elétricas, instabilidade de tensão, etc.

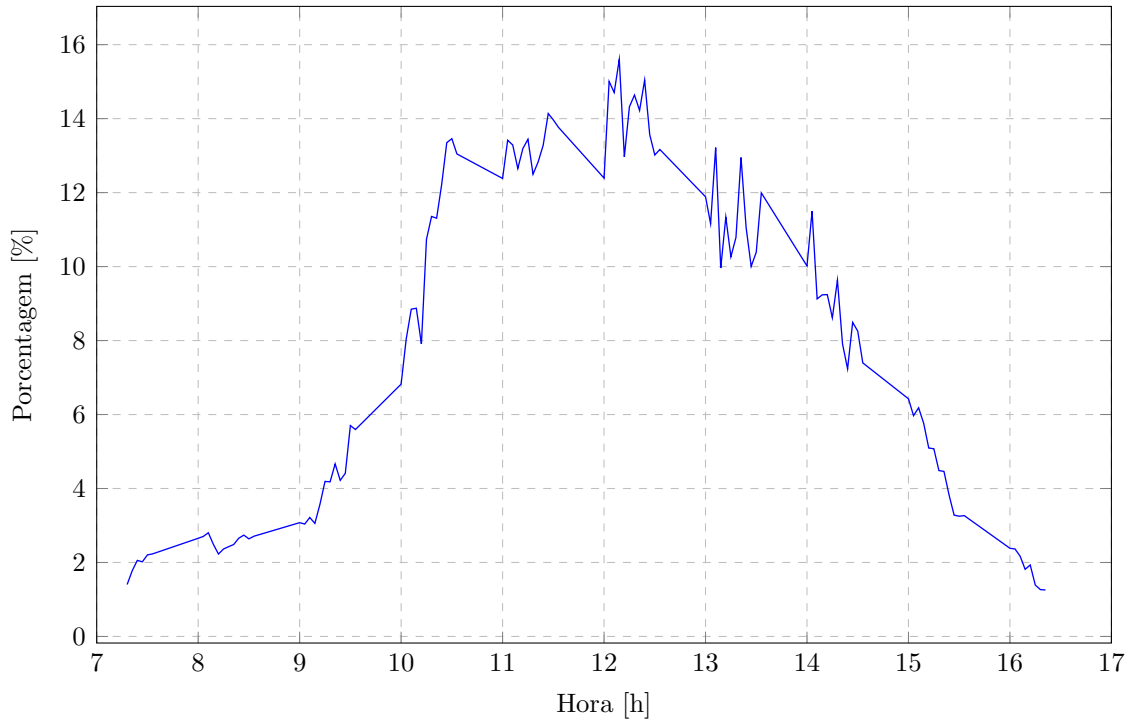


Figura 21: Porcentagem da produção de GD em função da potência do alimentador - GPS SESC Interlagos

Através da Figura 21 pode-se observar o comportamento da diminuição da potência perdida nas linhas de distribuição sob o efeito da GD. Além disso, nesse gráfico pode ser conferido o dito anteriormente a respeito da maior redução de perda de potência nas linhas, a qual ultrapassa os 16 kW após o meio-dia. Também pode ser mencionado que entre as 10h e as 15h sucede a maior injeção de potência elétrica distribuída. Esse período se corresponde, logicamente, com o período de maior redução de potência no alimentador.

Considerando a Figura 21, pode ser apontado que tanto ela, a Figura 20 e a Figura 22 compartilham um comportamento bastante parecido e com a injeção de potência fotovoltaica distribuída da Figura 15 e, por conseguinte, com a curva de irradiância efetiva da Figura 8 (Irradiância SESC Interlagos).

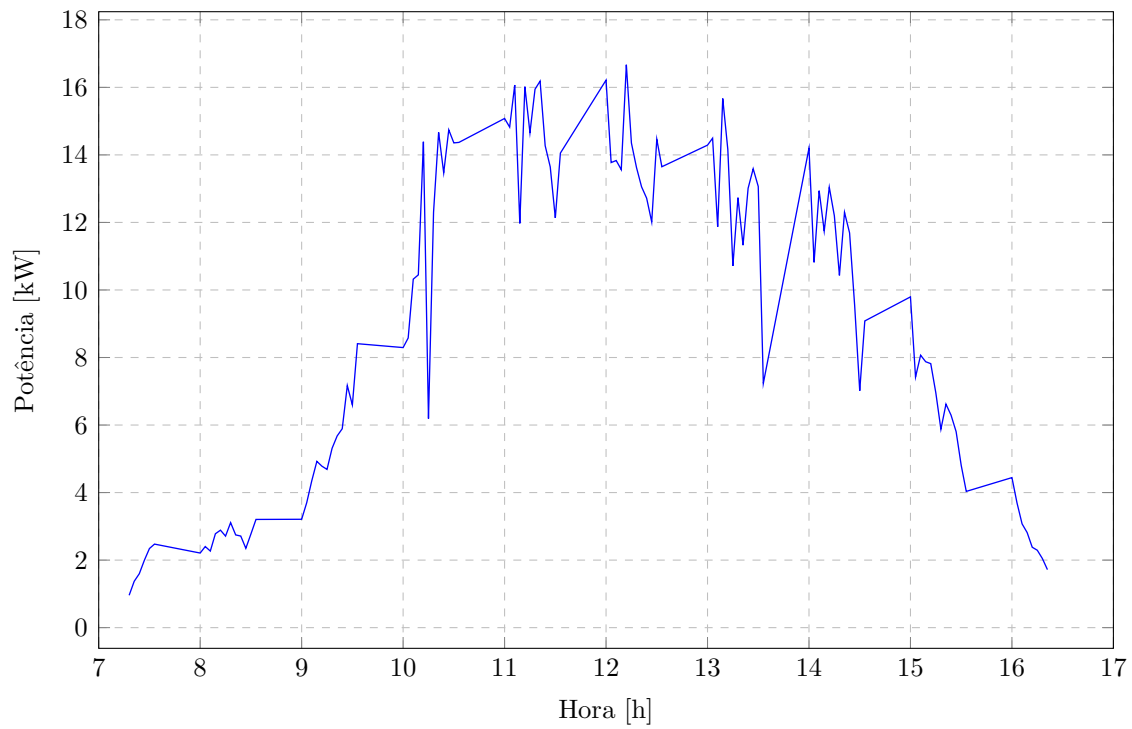


Figura 22: Diminuição da potência perdida nas linhas devido à presença de GD - GPS SESC Interlagos

Na Figura 22, nota-se que a diminuição de potência do alimentador não só concorda com as potências injetadas pelas 05 unidades GD, mas também com a redução das perdas nas linhas de distribuição.

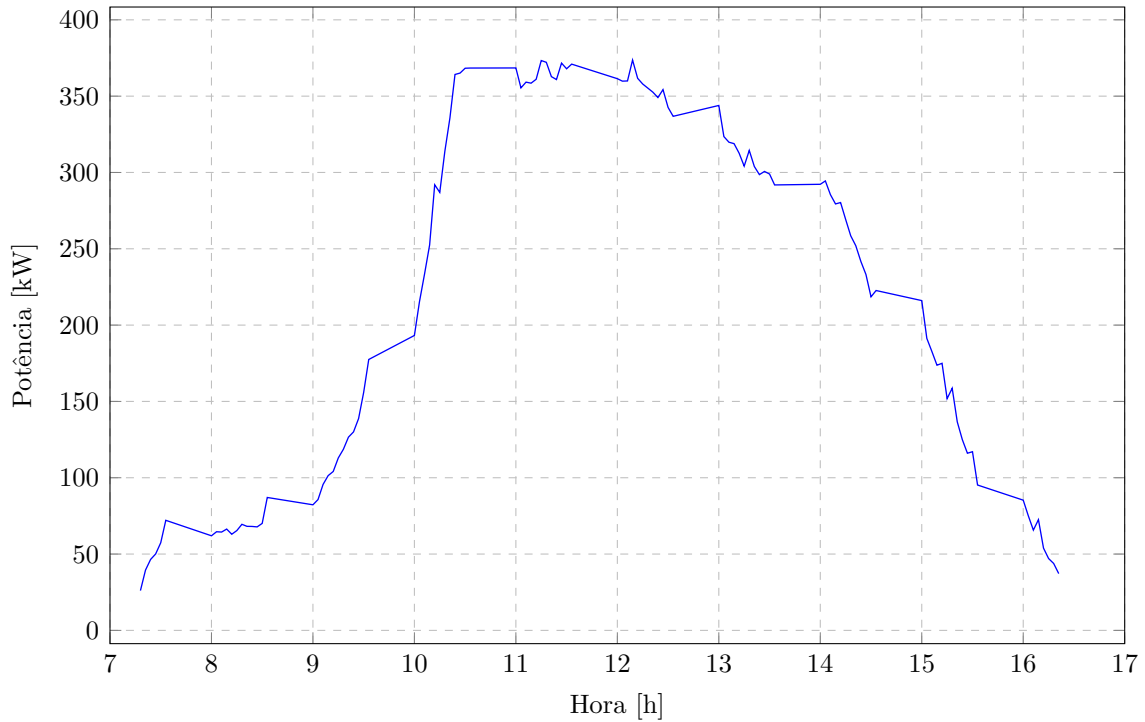


Figura 23: Diminuição da potência do alimentador devido à presença de GD - GPS SESC Interlagos

4.4.1.2 Otimiza 180 segundos - MADS

Para essa otimização, o programa disponibilizou as 110 soluções depois de 44 minutos. Esse tempo de processamento é muito parecido com todas as simulações que tiveram o MADS como movimento exploratório (vide Tabela 1).

No caso, o processo de otimização difere do caso anterior, devido a que o número de barras diferentes apresentadas como solução é 35. As barras são mostradas na Figura 37.

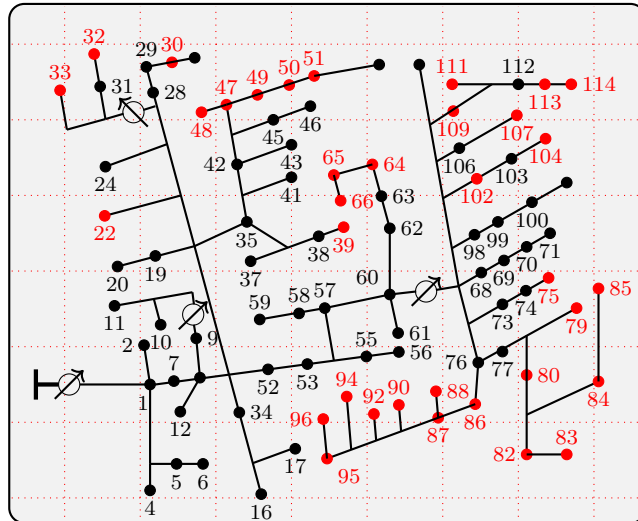


Figura 24: Distribuição da alocação ótima na rede (Interlagos 180 seg - MADS)

O fato de ter diferenças nas barras solução ao respeito dos outros casos que usam MADS como movimento exploratório, indica que as demanda de potência pelo lado das cargas apresentou mudanças ou que é o mesmo dizer que o programa tem a capacidade de resolver não só uma rede única, mas também redes de características diversas.

Continuando com o esquema proposto nos casos anteriores, a seguir serão expostas as barras que mais se repetem como barra solução ao longo do dia. Elas são:

- Barra 114 apresenta-se como solução em 100 casos.
- Barra 84 aparece como solução em 60 casos dos 110 otimizados por dia.
- Barra 85 é uma das barras solução para 51 dos 110 casos otimizados.
- Barra 111 faz parte do conjunto de soluções para 47 casos.
- Barra 113 aparece dentro das soluções em 46 casos.
- Barra 66 é uma das soluções para 43 casos dos 110.
- Barra 94 é uma das opções para 29 casos do período de irradiância.

O ranking experimentou algumas mudanças também, 3 das 7 barras que mais se repetem são as mesmas que as apresentadas no caso anterior; no entanto, o número de vezes que se repetem muda em ambos os casos, inclusive nas outras otimizações. Isto também confirma a variação das cargas da rede.

Na execução dos fluxos de potência pode-se confirmar a mudança da demanda da rede a respeito de todos os casos anteriores. A seguir, se mencionam alguns dados de interesse:

- A energia fornecida pelo alimentador com alocação ótima de GD é 25,00 MWh.
- A energia injetada na rede pelas 05 unidades GD representa o 7,65% da energia fornecida pelo alimentador.
- A inserção máxima de potência distribuída representa 15,45% da potência do alimentador, aproximadamente (vide Figura 27), e acontece às 12h05.
- A máxima potência ativa fornecida pelo alimentador acontece às 16h30 e tem um valor de 3,42 MW.
- A energia perdida nas linhas de distribuição no período de irradiância efetiva alcança os 517,35 kWh.

Dos dados obtidos do fluxo de potência para a rede otimizada, pode ser apreciado que a energia fornecida pelo alimentador e pelas unidades GD, embora sejam diferentes aos casos otimizados, têm valores muito próximos entre si. O único parâmetro que reduz seu valor de forma considerável é a energia perdida nas linhas de distribuição.

Considerando o caso base, os resultados de rodar o fluxo de potência nesta rede são:

- A energia fornecida pelo alimentador sem GD é 27,00 MWh.
- A máxima potência ativa fornecida pelo alimentador acontece às 13h35 e tem um valor de 3,64 MW.
- A energia perdida nas linhas de distribuição do caso base é 600,00 kWh.

Analisando os resultados de ambos os dados de fluxo de potência, pode ser apreciado que a energia perdida nas linhas experimentam uma redução do 13,77% da energia perdida nas linhas de distribuição no caso base. Levando em conta isto, a redução está na ordem dos 82,65 kWh. Novamente, esse dado confirma que a ferramenta desenvolvida nesta pesquisa ajuda a diminuir as perdas elétricas nas linhas de distribuição sem afetar negativamente à operação do sistema elétrico.

A redução da energia fornecida pelo alimentador mantém-se em 2 MWh, mas, tendo como referência o caso base, essa redução aumenta em comparação ao caso anterior chegando a ser o 7,4% da energia fornecida pelo alimentador no caso base.

Comparando os picos de potência fornecidos pelo alimentador em ambos os casos, tem-se que a diferença de potência é de 220 kW. Essa redução da potência pico representa o 6% da máxima potência do alimentador no caso base.

Outros dados relevantes são proporcionados através das Figuras mostradas a seguir.

Na Figura 24 pode-se diferenciar o comportamento do alimentador para os dois e sua evolução desde as 07h30 até as 16h30. A partir deste gráfico desprende-se que, a maior redução de potência fornecida pelo alimentador devido à presença de GD, acontece entre as 10h05 e as 14h30.

Além disso, confirma-se que os picos de potência para ambas as redes acontece às 13h35 no caso da rede sem GD e às 16h30 para a rede com injeção otimizada. Também, tendo a Figura 24 como apoio, comprova-se que a diferença de potência entre esses máximos atinge os 220 kW. Mas, tendo como referência o horário da máxima potência fornecida pelo alimentador no caso base, essa redução alcança os 305,75 kW.

Além do mais, da Figura 24 deduz-se que a maior redução de potência no alimentador produzida pela alocação ótima de GD acontece às 12h10 e essa diminuição de potência chega até os 375 kW, aproximadamente.

Na Figura 25, apresentam-se os valores de perdas elétricas para ambas as redes no intervalo de irradiância o qual é o mesmo que se utiliza para alocar unidades GD.

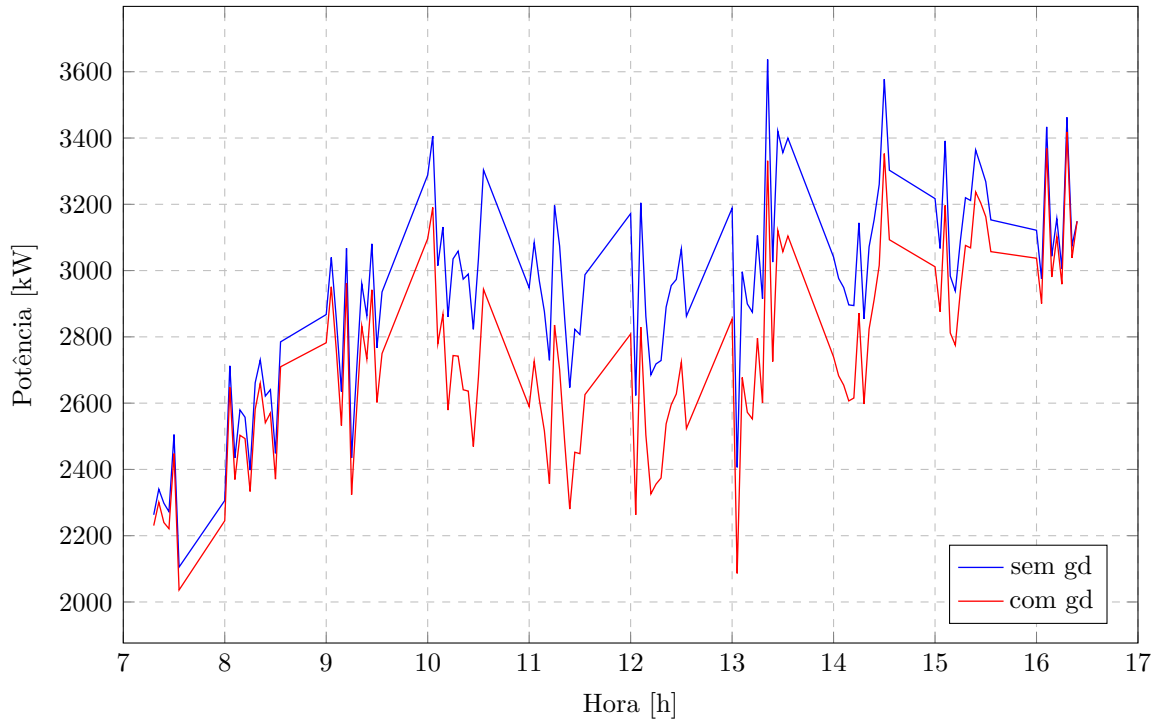


Figura 25: Potências fornecidas pelo alimentador em ambos os cenários - MADS SESC Interlagos

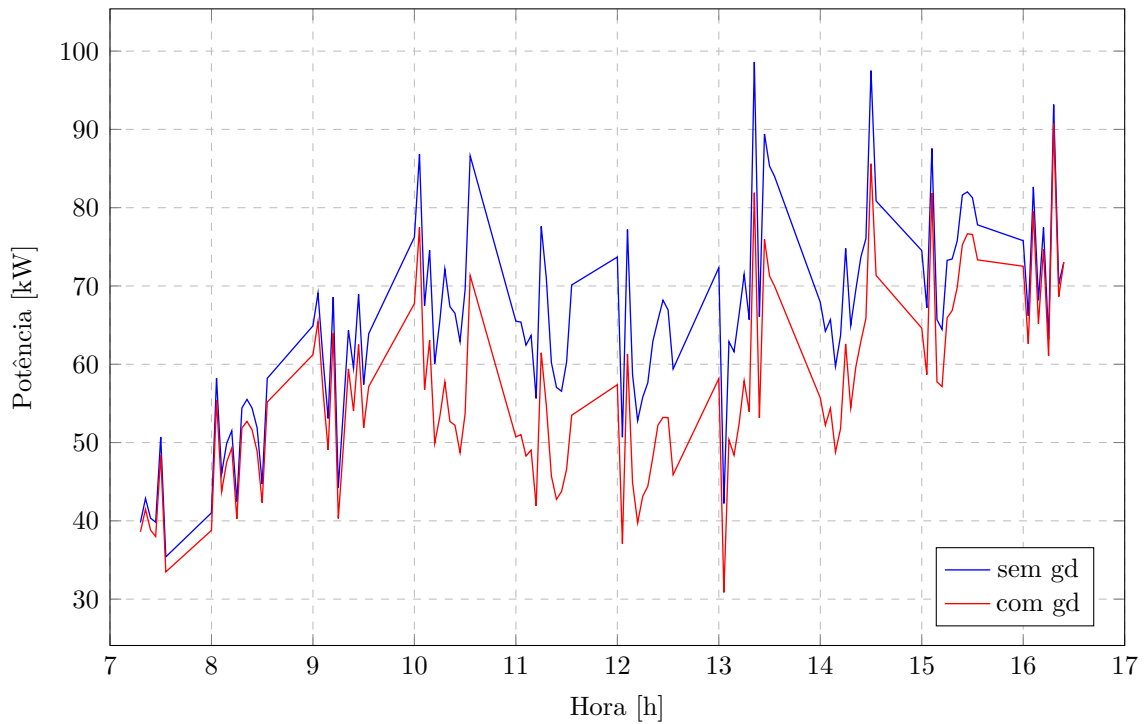


Figura 26: Perdas elétricas nas linhas sem e com GD - MADS SESC Interlagos

Também desta figura, pode-se identificar que as maiores perdas elétricas nas linhas

de distribuição para cada rede acontecem nos mesmos horários das potências máximas dos alimentadores tanto para o caso base quanto para a rede com alocação ótima de GD. Coincide também que o período de redução de potência fornecida pelo alimentador é o mesmo que o período de redução de potência de perdas elétricas.

Por outro lado, da Figura 25 se estima que a maior redução de potência perdida nas linhas de distribuição é de 16,71 kW às 13h35.

A seguir, a Figura 26 representa as perdas de potências nas linhas de distribuição em função da potência do alimentador de ambas as redes.

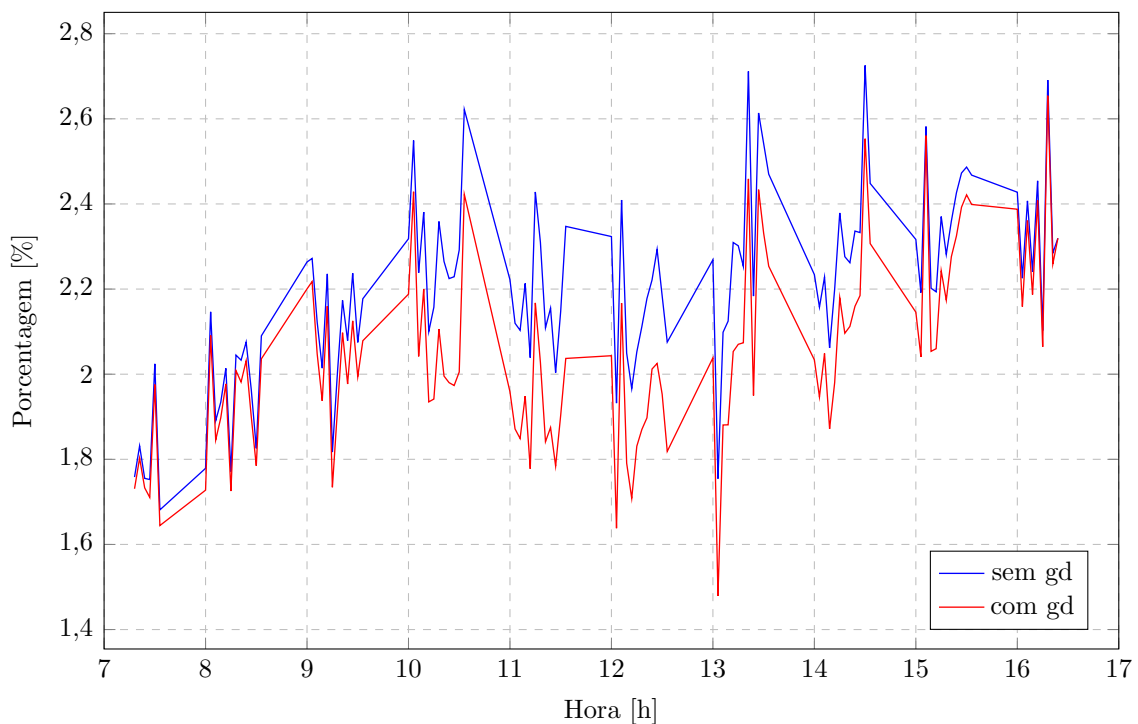


Figura 27: Porcentagem das perdas elétricas em função da potência do alimentador - MADS SESC Interlagos

De acordo com as grandezas consignadas na Figura 26, novamente se confirma que a rede em questão é eficiente e, para o caso base, as perdas elétricas nas linhas de distribuição são mínimas conforme a demanda da rede.

Para o cenário da rede com injeção de potência distribuída, tem-se que a menor parcela de perda de potência nas linhas em função da potência do alimentador atinge o 1,5%, aproximadamente e a máxima não ultrapassa os 2,7%.

Posteriormente, a Figura 27 mostra a injeção de potência elétrica distribuída feita pelas 5 unidades fotovoltaicas em função da potência do alimentador.

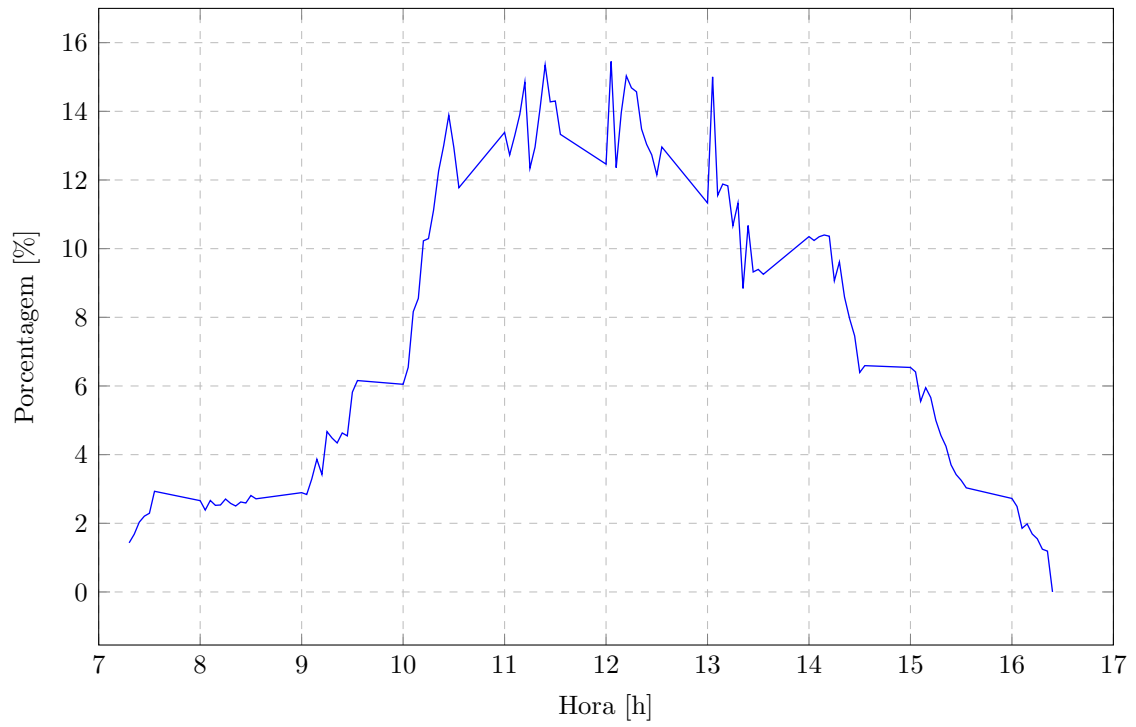


Figura 28: Porcentagem da produção de GD em função da potência do alimentador - MADS SESC Interlagos

A Figura 28 apresenta os valores de redução das perdas de potência nas linhas de distribuição devido à integração ótima de unidades GD para cada momento.

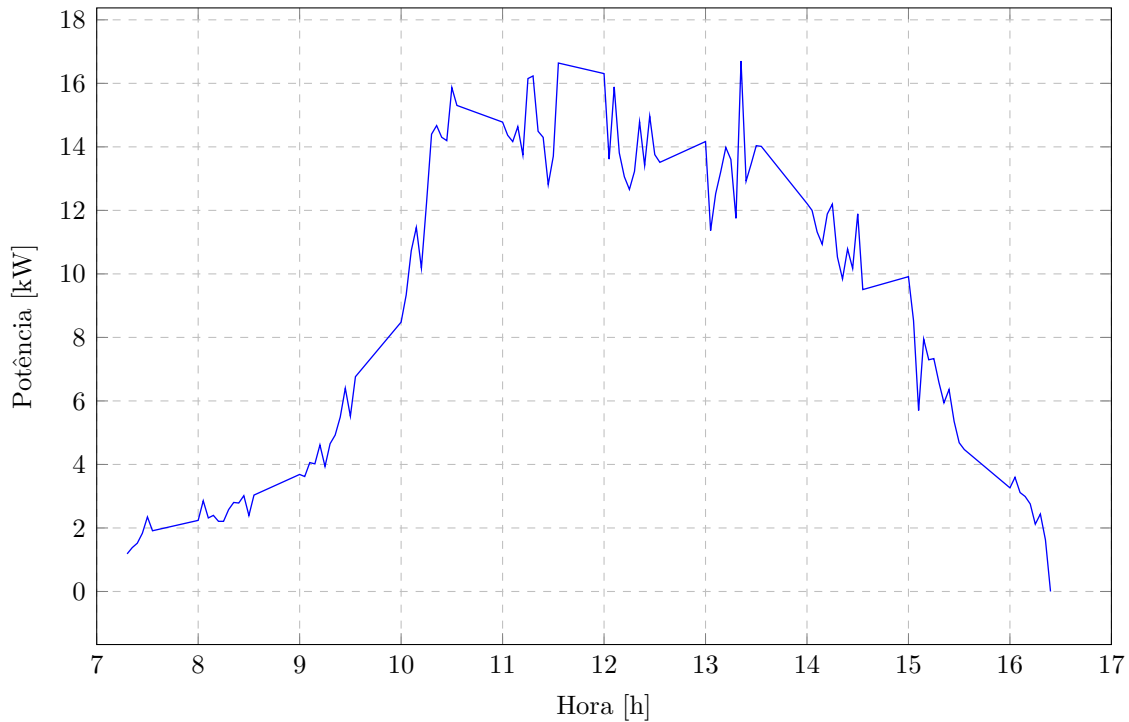


Figura 29: Diminuição da potência perdida nas linhas devido à presença de GD - MADS Interlagos

Os resultados consignados na Figura 28 resultam de comparar as perdas elétricas nas linhas de distribuição do caso base (rede sem GD) com a rede que contém as 5 unidades GD fotovoltaica (rede otimizada). A evolução dinâmica dessa diminuição de potência perdida tem a ver, principalmente, com a variabilidade do recurso renovável. Além disso, a máxima redução deste tipo de potência chega até os 16,7 kW às 13h35.

Por último, a Figura 29 mostra as quantidades de potência reduzida no alimentador. Também neste caso, as potências reportadas são produto de comparar o caso base e a rede com integração de GD. De fato, esta figura resulta de subtrair a potência fornecida pelo alimentador à rede com GD (curva vermelha) da potência fornecida pelo alimentador à rede sem GD (curva azul), as quais encontram-se indicadas na Figura 24.

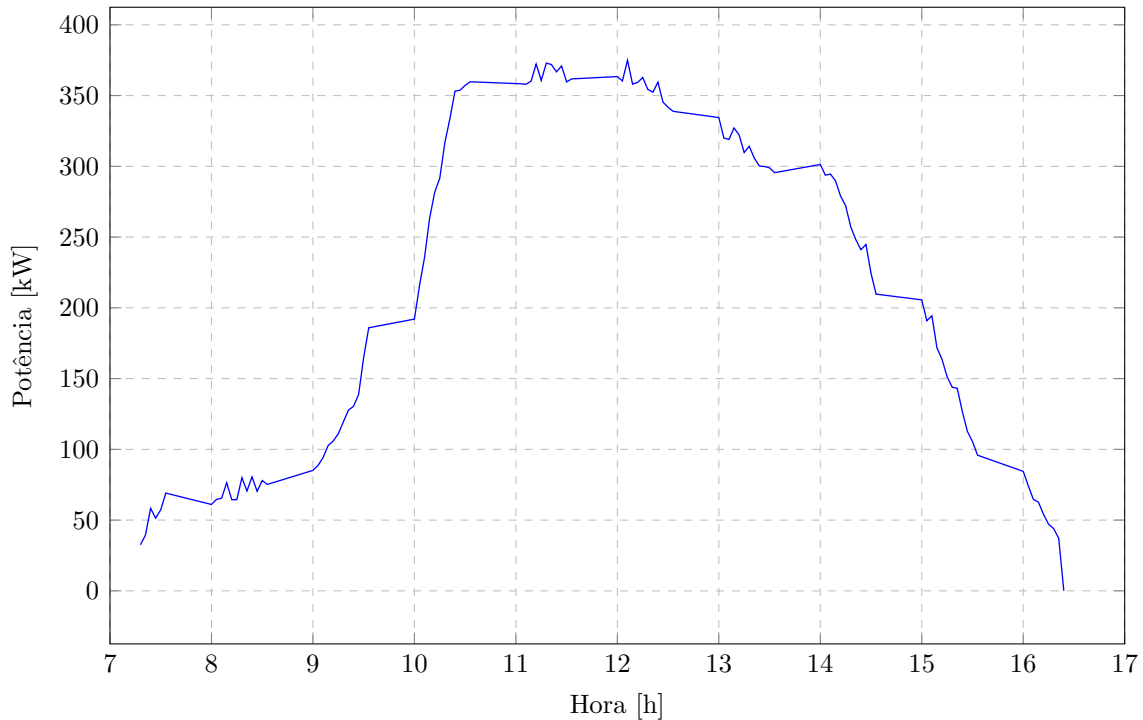


Figura 30: Diminuição da potência do alimentador devido à presença de GD - MADS SESC Interlagos

O efeito da integração de GD em redes de distribuição fica patente com os resultados mostrados em figuras como a da Figura 29. Apesar que a máxima potência fornecida pelas GD atinge os 350 kW, a diminuição de potência do alimentador ultrapassa essa quantidade.

Um aspecto importante que se desprende desta figura tem a ver com que entre as 10h20 e as 14h00 o valor da potência injetada pela GD ultrapassa os 350 kW.

A otimização feita sob essas condições, embora tenha fornecido resultados diferentes, os mesmos apresentam as tendências muito parecidas com as otimizações feitas.

4.4.2 Testes Mirante de Santana

Tendo como dados de entrada a informação meteorológica registrada pela estação automática Mirante de Santana, a linha de comando *'options'* tem a estrutura seguinte:

```
options = psoptimset('TolFun',1E-12,'TimeLimit',X1,'InitialMeshSize',275,
'PollMethod','X2','CompletePoll','on','Vectorized','off','MaxIter',1000000);
```

Figura 31: LineCode do PS para os dados do Mirante de Santana

Da Figura 30, X_1 e X_2 são os campos que mudam para efetuar as otimizações, no entanto, para as 10 otimizações feitas usando esses dados meteorológicos o *'InitialMeshSize'* mantém-se constante.

Igual que para as otimizações feitas com os dados do SESC Interlagos o X_1 do *'TimeLimit'* toma valores de 60, 120, 180, 240 e 300 segundos.

Em *'PoolMethod'*, X_2 indica se a busca é do tipo GPS (*'GPSPositiveBasis2N'*) ou MADS (*'MADSPositiveBasisNp1'*). A diferença das otimizações feitas com o recurso solar registrado pela estação SESC Interlagos, o *'InitialMeshSize'* vai se manter constante para todas as otimizações, mesmo que empregem o GPS ou MADS como movimentos exploratórios.

Além disso, já que o recurso solar é o mesmo para todas as otimizações, a injeção de potência elétrica distribuída também será a mesma nas próximas otimizações a serem apresentadas. A curva de irradiância efetiva utilizadas para as próximas simulações, encontra-se apresentada na Figura 10 (estação meteorológica automática Mirante de Santana). Portanto, a injeção de potência distribuída fotovoltaica na rede que aproveita essa irradiância tem a forma seguinte.

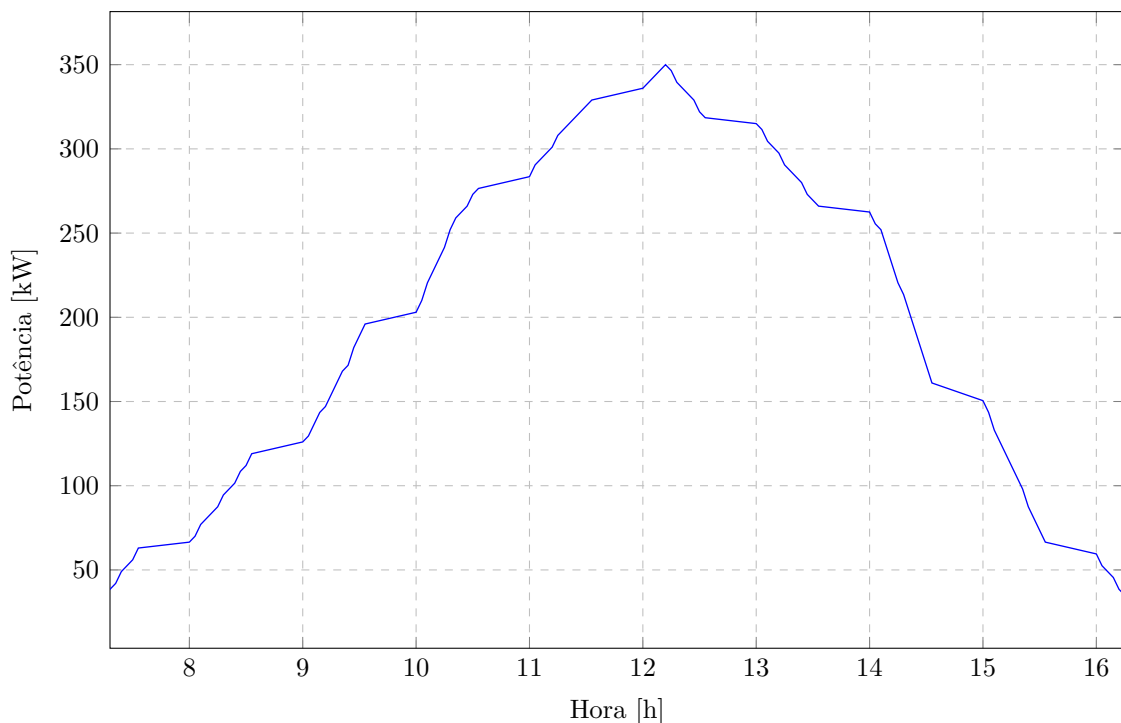


Figura 32: Potência FV distribuída injetada na rede - Mirante de Santana

Da mesma forma que acontece com o aproveitamento do recurso renovável do SESC Interlagos, a transformação do recurso solar registrado pela estação Mirante de Santana

em energia elétrica segue o ritmo da curva de irradiância.

Também para essa irradiância, a máxima potência elétrica distribuída chega até os 350 kW, mas isso acontece num intervalo muito pequeno do dia: entre as 12h15 e as 12h25.

A seguir, serão apresentados os resultados de cada otimização executada. No total, 10 otimizações foram executadas, a metade usou o GPS e a outra metade o MADS.

4.4.2.1 Otimiza 120 segundos - GPS

Neste caso, o tempo para efetuar a otimização dos 108 cenários foi de 1 hora e 42 minutos. Aos respeito das barras, são 23 as que devem alojar, pelo menos uma vez ao longo do dia, a geração fotovoltaica em questão para obter a alocação ótima delas.

Na Figura 32, encontram-se as barras solução.

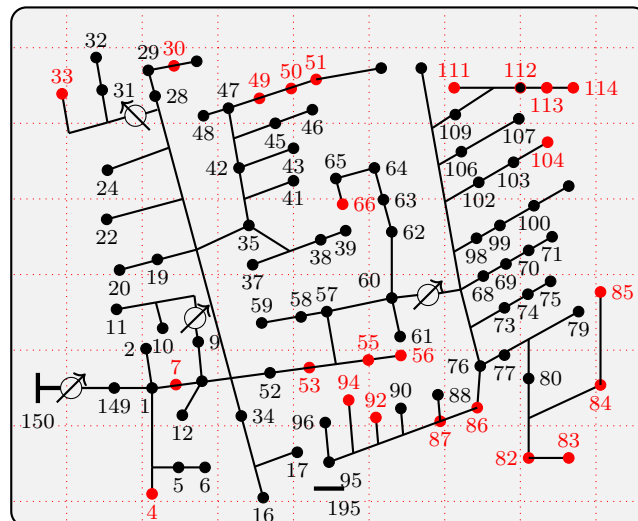


Figura 33: Distribuição da alocação ótima na rede (Santana 120 seg - GPS)

Como tem sido feito nos caso anteriores, a seguir serão expostas, a modo de resumo, as barras que mais vezes se repetem como barra solução ao longo do dia:

- Barra 84, apresenta-se como solução em 101 casos.
- Barra 82, aparece como solução em 96 casos dos 110 otimizados por dia.
- Barra 83, é uma das barras solução para 92 dos 110 casos otimizados.
- Barra 114, faz parte do conjunto de soluções para 87 casos.

- Barra 86, aparece dentro das soluções em 55 casos.
- Barra 85, é uma das soluções para 30 casos dos 110.
- Barra 113, é uma das opções para 17 casos do período de irradiância efetiva.

Na execução dos fluxos de potência pode-se confirmar a mudança da demanda da rede a respeito de todos os casos anteriores. A continuação se mencionam alguns dados de interesse:

- A energia fornecida pelo alimentador com alocação ótima de GD é 25,00 MWh.
- A energia injetada na rede pelas 5 unidades GD representa o 7,65% da energia fornecida pelo alimentador.

Na Figura 33 pode-se observar o desenvolvimento da potencia fornecida pelo alimentador sem GD (azul) e com GD (vermelho). Sem ter feita a otimização de GD, a máxima potência entregue ao sistema é de 3,63 MW e acontece às 10h20. A consequência da injeção otimizada de GD, a potência entregue pelo alimentador chega até 3,5 MW e acontece às 16h00.

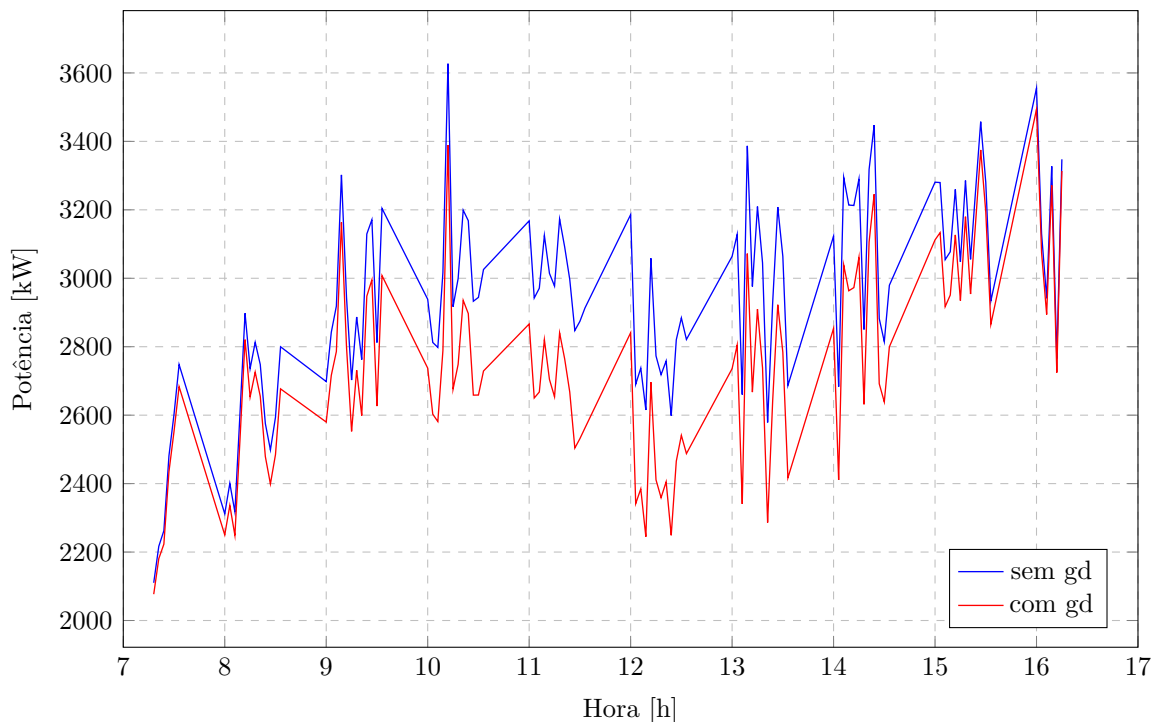


Figura 34: Potências fornecidas pelo alimentador em ambos os cenários

As Figuras 34 e 35 apresentam as perdas elétricas nas linhas da rede de distribuição em termos absolutos (kW) e relativos (%). Tal como os casos anteriores, a forma de ambos os gráficos corresponde com o visto na Figura 33, inclusive, a máxima perda de potência nas linhas de distribuição acontece no mesmo horário da máxima potência fornecida pelo alimentador, tanto no caso sem GD quanto com a rede otimizada.

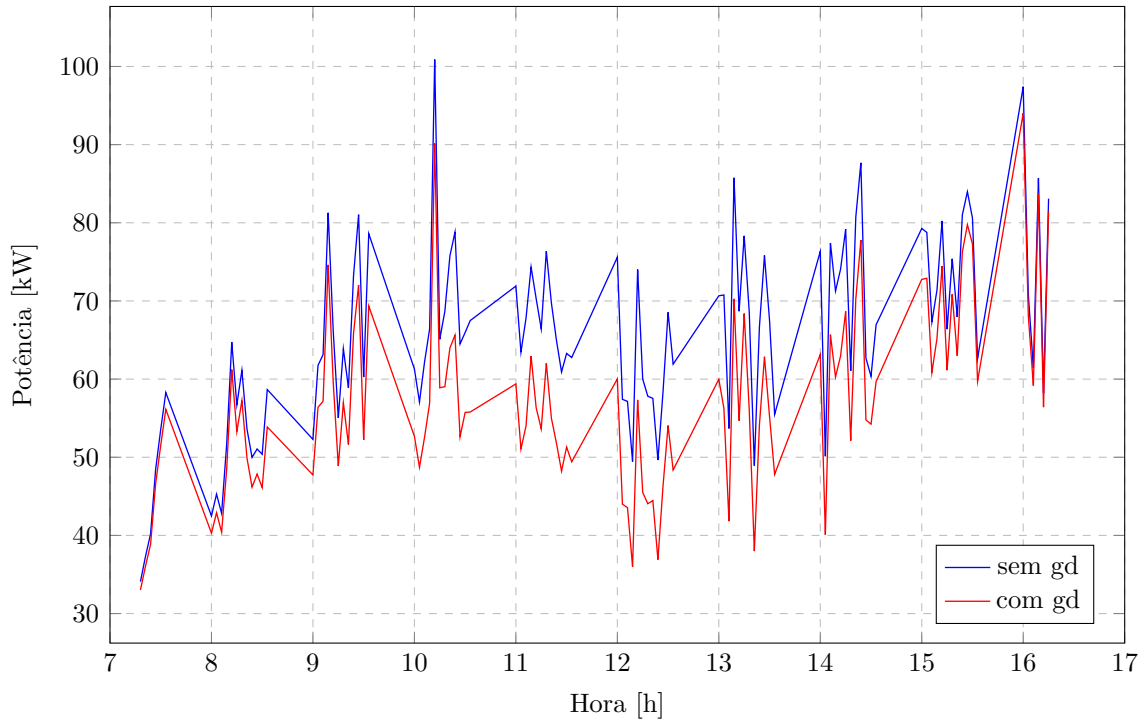


Figura 35: Perdas elétricas nas linhas sem e com GD

A Figura 35 confirma que a rede tratada é bastante eficiente, já que as perdas elétricas não excedem o 3% da potência do alimentador. Mas com a GD alocada ótimamente essas perdas descem até o 1,6% no menor valor obtido.

Por outro lado, a influência do fator que gera o melhor comportamento da rede (GD ótimamente alocada) pode ser visto a detalhe nas figuras seguintes.

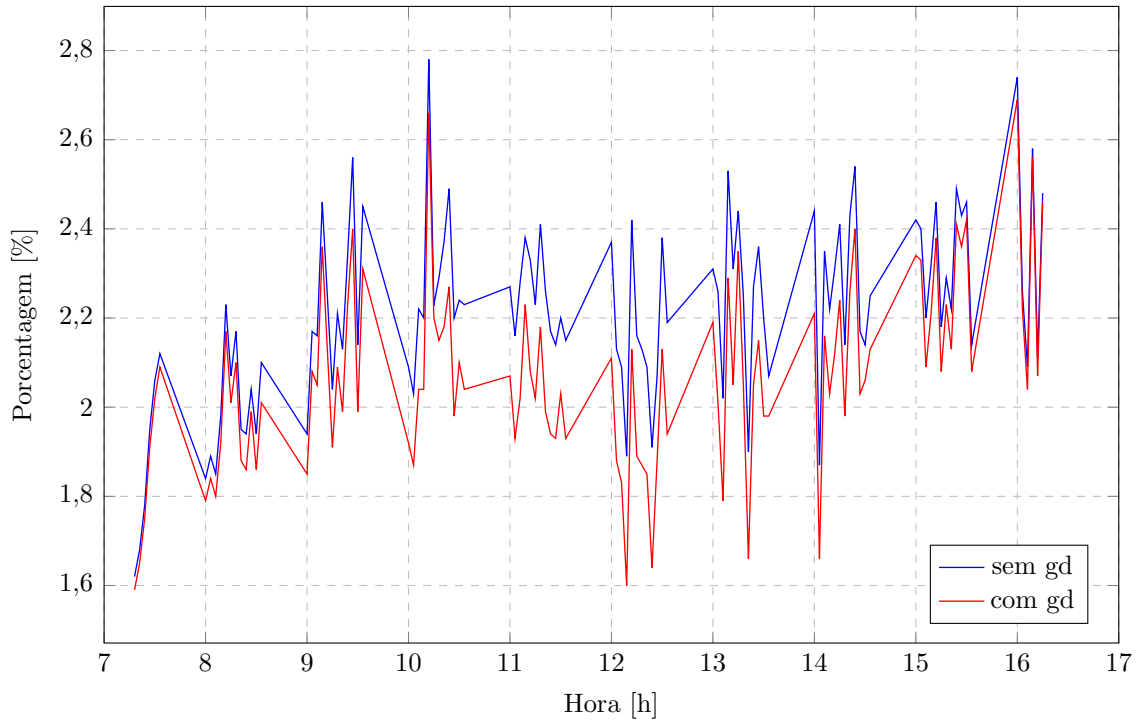


Figura 36: Porcentagem das perdas elétricas em função da potência do alimentador

A Figura 36 apresenta o desenvolvimento da GD em termos percentuais. Como dado relevante, pode ser comentado que a máxima contribuição da GD constitui o 15,8% da potência fornecida pelo alimentador e acontece às 12h15, hora na qual a potência perdida nas linhas atinge o seu valor mínimo (vide Figuras 34 e 35).

Considerando a diminuição da potência perdidas nas linhas, a máxima ocorre às 12h20 e ultrapassa os 16,68 kW (vide Figura 37). O que quer dizer é que devido a GD, a concessionária de energia elétrica pode disponibilizar 16 kW para os consumidores, no caso de uma rede eficiente. O impacto será maior se a rede em questão têm entre 5% e 10% de perda, por exemplo.



Figura 37: Porcentagem da produção de GD em função da potência do alimentador

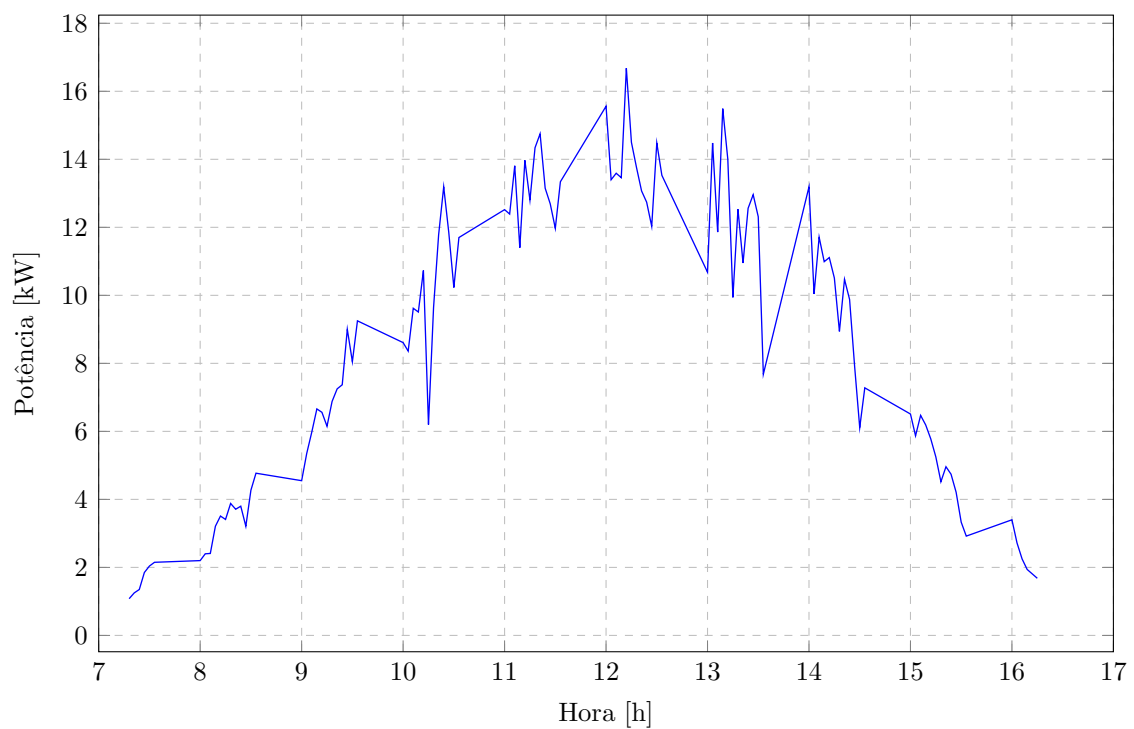


Figura 38: Diminuição da potência perdida nas linhas devido à presença de GD

Por fim, a Figura 38 resulta de comparar a potência fornecida pelo alimentador à rede no caso base (sem GD) e com a alocação ótima de GD. A cada hora otimizada, pode-se ver quanta potência o alimentador não teria disponibilizado, se a rede contasse com GD alocada otimamente.

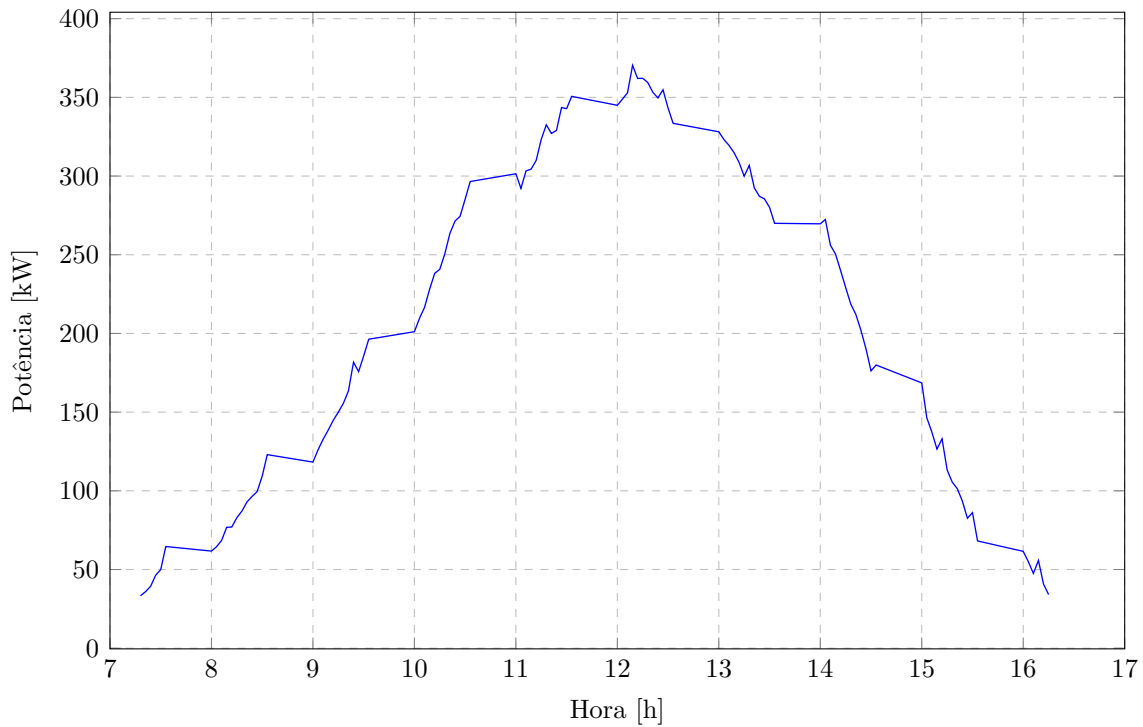


Figura 39: Diminuição da potência do alimentador devido à presença de GD

4.4.2.2 Otimiza 300 segundos - MADS

Sob a condição do novo *TimeLimit*, as otimizações tardaram 43 minutos em apresentar resultados.

Confrontando as soluções desta otimização com as soluções oferecidas em outros casos, podem-se reconhecer várias diferenças. Em primeiro lugar, as barras solução são 33, as quais se denotam com a cor vermelho na Figura 39.

confirma, mais uma vez, que as cargas da rede tiveram um comportamento diferente ao exposto até agora.

Os resultados obtidos de rodar a rede com integração ótima de GD são os seguintes:

- A energia fornecida pelo alimentador com alocação ótima de GD é 24,81 MWh.
- A energia injetada na rede pelas 05 unidades GD representa o 6,90% da energia fornecida pelo alimentador.
- A inserção máxima de potência distribuída representa o 18,20% da potência do alimentador, aproximadamente (vide Figura 43) e acontece às 12h30.
- A máxima potência ativa fornecida pelo alimentador acontece às 15h55 horas e tem um valor de 3,56 MW.
- A energia perdida nas linhas de distribuição no período de irradiância efetiva alcança os 520,91 kWh.

Segundo o conjunto de dados conseguidos do fluxo de potência para a rede com alocação ótima de GD, as mudanças desses valores são um indicativo da boa capacidade da ferramenta proposta para trabalhar com redes de diferente comportamento.

Além disso, em termos porcentuais, a energia e a máxima potência elétrica distribuída injetada pelas unidades GD atingem valores levemente maiores que nos casos anteriores.

Para a simulação do fluxo de potência para o caso base, os seguintes dados foram obtidos:

- A energia fornecida pelo alimentador sem GD é 26,66 MWh.
- A máxima potência ativa fornecida pelo alimentador acontece às 15h55 e tem um valor de 3,63 MW.
- A energia perdida nas linhas de distribuição do caso base é 598,56 kWh.

Levando em conta a energia fornecida pelo alimentador em ambas as simulações de fluxo de potência, verifica-se que a redução dessa energia de um caso para o outro é de 1,85 MWh.

Analisando os resultados de ambos os dados do fluxo de potência, aprecia-se que a energia perdida nas linhas experimentam uma redução do 12,97% da energia perdida nas

linhas de distribuição no caso base. Levando em conta isto, essa redução esta na ordem dos 77,65 kWh.

Na Figura 40, reitera-se que a máxima demanda ou pico de potência fornecida pelo alimentador tanto para o caso base quanto para a rede otimizada acontecem em horários diferentes.

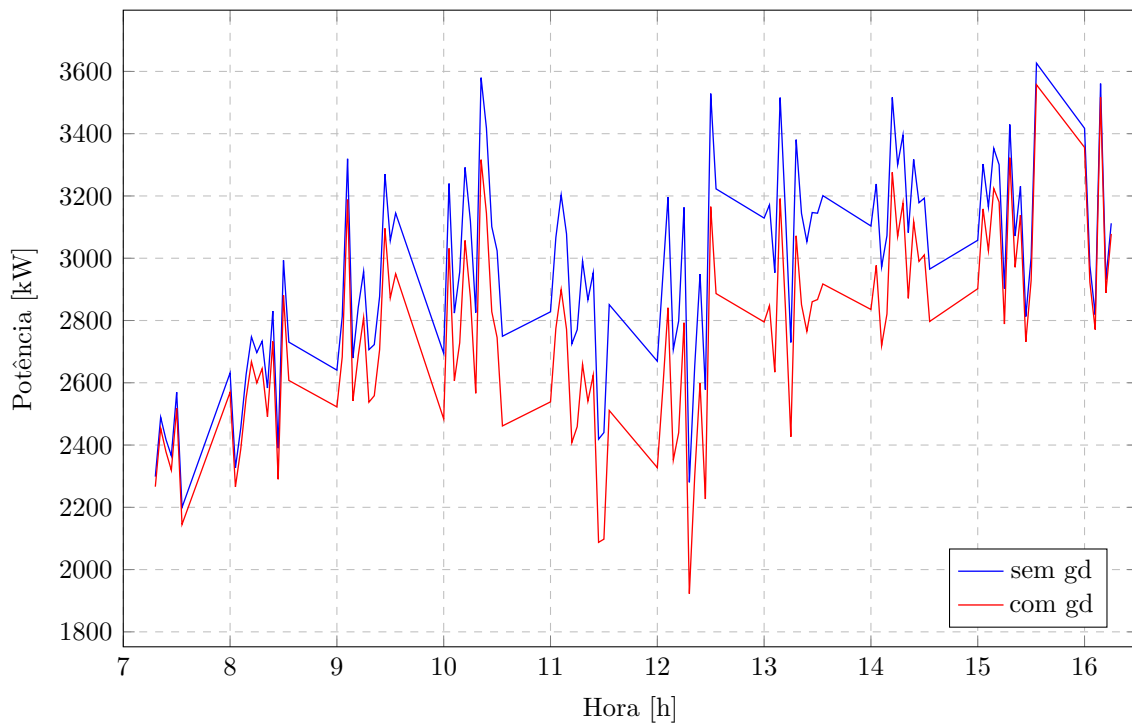


Figura 41: Potências fornecidas pelo alimentador em ambos os cenários

Também é importante salientar que às 12h25 tem lugar a maior redução de potência fornecida pelo alimentador. Nesse horário a potência fornecida pelo alimentador em presença de GD se torna menor em 370,46 kW.

A respeito das perdas elétricas nas linhas, elas são apresentadas na Figura 41. Nesse gráfico, depende-se que a maior redução de perda de potência nas linhas de distribuição atinge os 17,39 kW e tem lugar às 12h50.

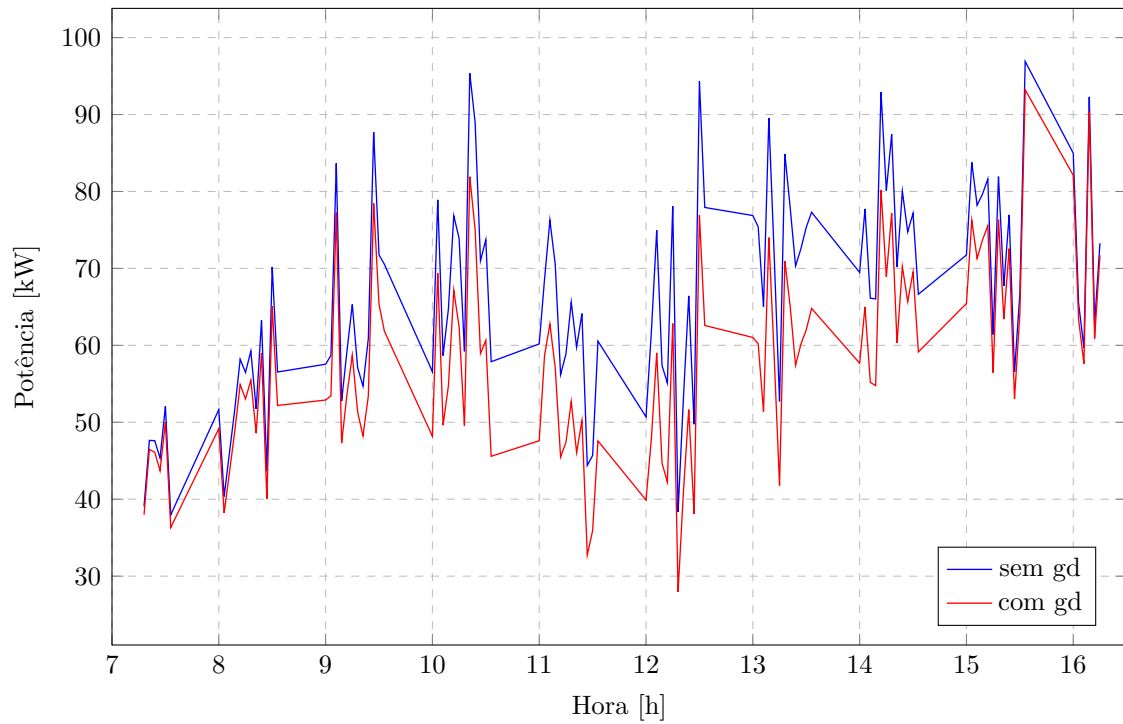


Figura 42: Perdas elétricas nas linhas sem e com GD

A seguir, a Figura 42 mostra as perdas de potência nas linhas em termos percentuais.

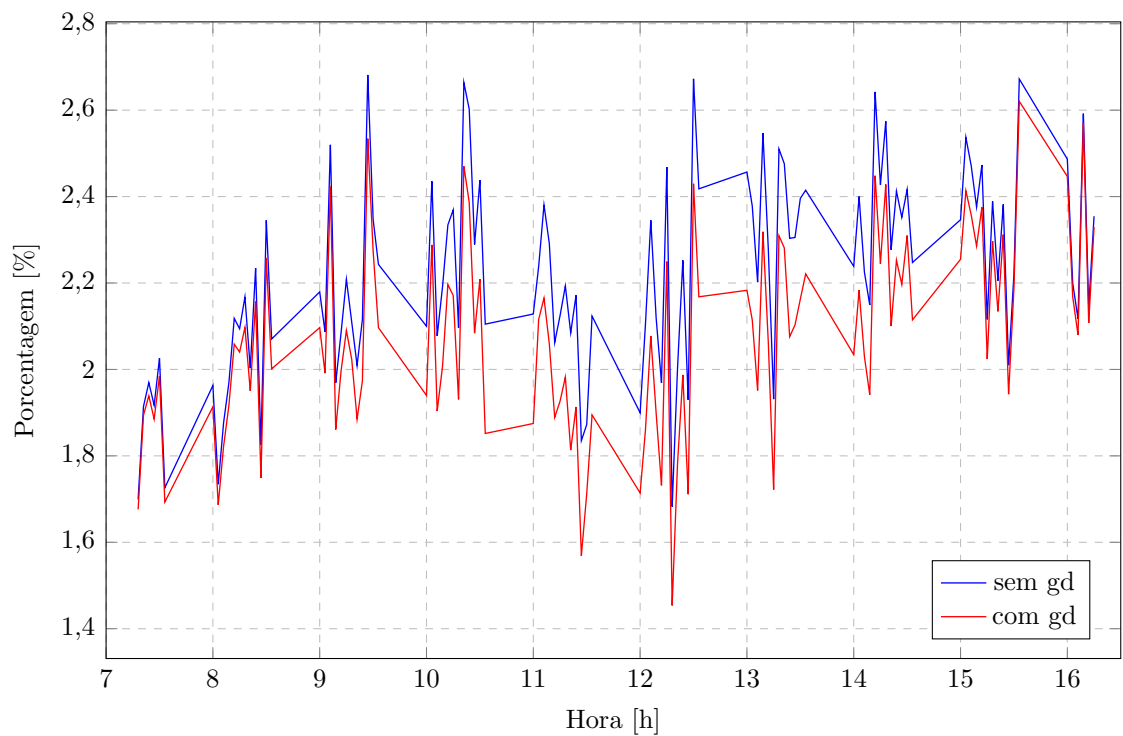


Figura 43: Porcentagem das perdas elétricas em função da potência do alimentador

Os resultados da Figura 42 reafirmam a eficiência das redes sob estudo. Para o caso

base, o nível mais baixo de perdas nas linhas atinge o 1,7% da potência fornecida pelo alimentador às 07h30 e o mais alto alcança quase o 2,8% às 10:50 hrs. Para a rede otimizada, a mínima valor atinge o 1,6% da potência fornecida pelo alimentador às 10:50 hrs e a máxima atinge o 2,58% às 10:55 hrs.

A continuação, a Figura 43 apresenta a evolução da inserção de potência elétrica distribuída por parte das cinco unidades GD alocadas. Essa inserção está em função da potência fornecida pelo alimentador a cada momento. Entre as 10h25 e as 14h15 a injeção de potência elétrica distribuída ultrapassa o 10% da potência do alimentador nesse período do dia.



Figura 44: Porcentagem da produção de GD em função da potência do alimentador

Além disso, a maior injeção de potência fotovoltaica à rede ultrapassa levemente os 18% da potência do alimentador.

A Figura 44 mostra as reduções de perdas de potência elétrica nas linhas de distribuição devido à integração ótima de unidades GD.

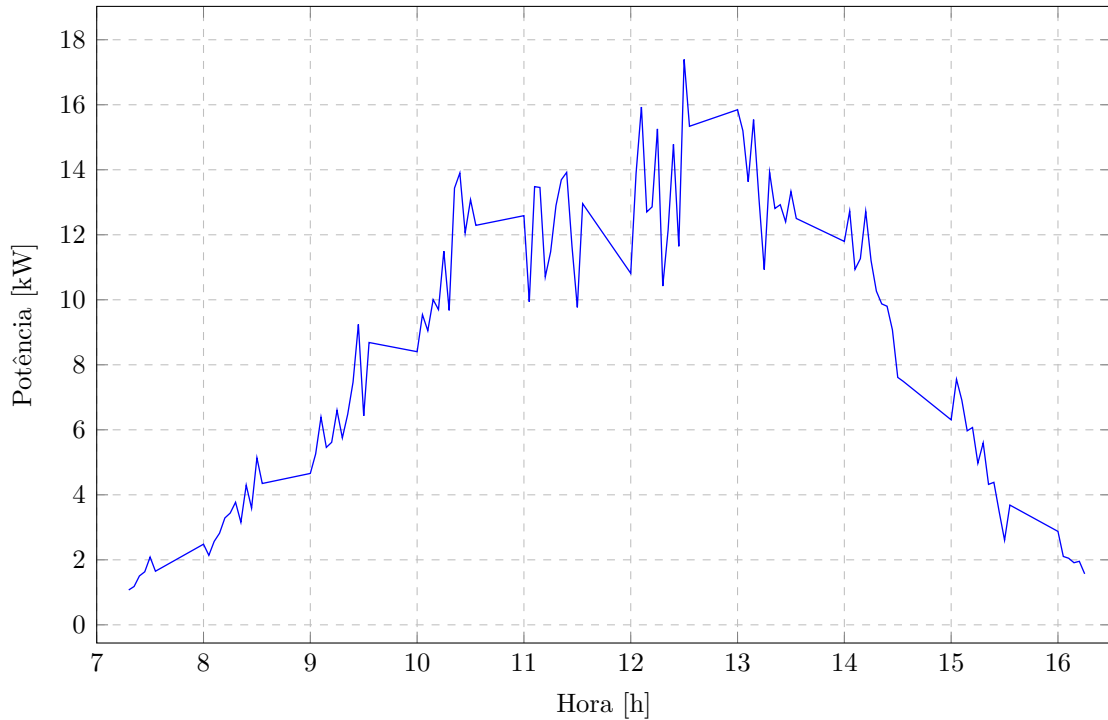


Figura 45: Diminuição da potência perdida nas linhas devido à presença de GD - SANTANA MADS

Em vista da diminuição do fluxo de potência correspondente à integração de unidades GD, as perdas elétricas nas linhas de distribuição e no sistema elétrico em geral, decrescem. Neste caso a diminuição de perdas de potência toma a forma da Figura 44. Como dito anteriormente, a maior redução dessas perdas acontece às 12h50 atingindo os 17,39 kW.

No final da apresentação dos resultados desta otimização segue a Figura 45, na qual se mostra a comparação das potências fornecidas pelos alimentadores tanto para o caso base quanto para a rede com GD. Essa diminuição de potência está em função do tempo na qual a alocação de GD foi feita.

Entre os dados mais significativos, encontra-se que entre as 10h e as 15 h a diminuição de potência do alimentador do caso base em comparação com a rede otimizada ultrapassa os 200 kW, os quais poderiam ser aproveitados por mais clientes conectados à rede otimizada.

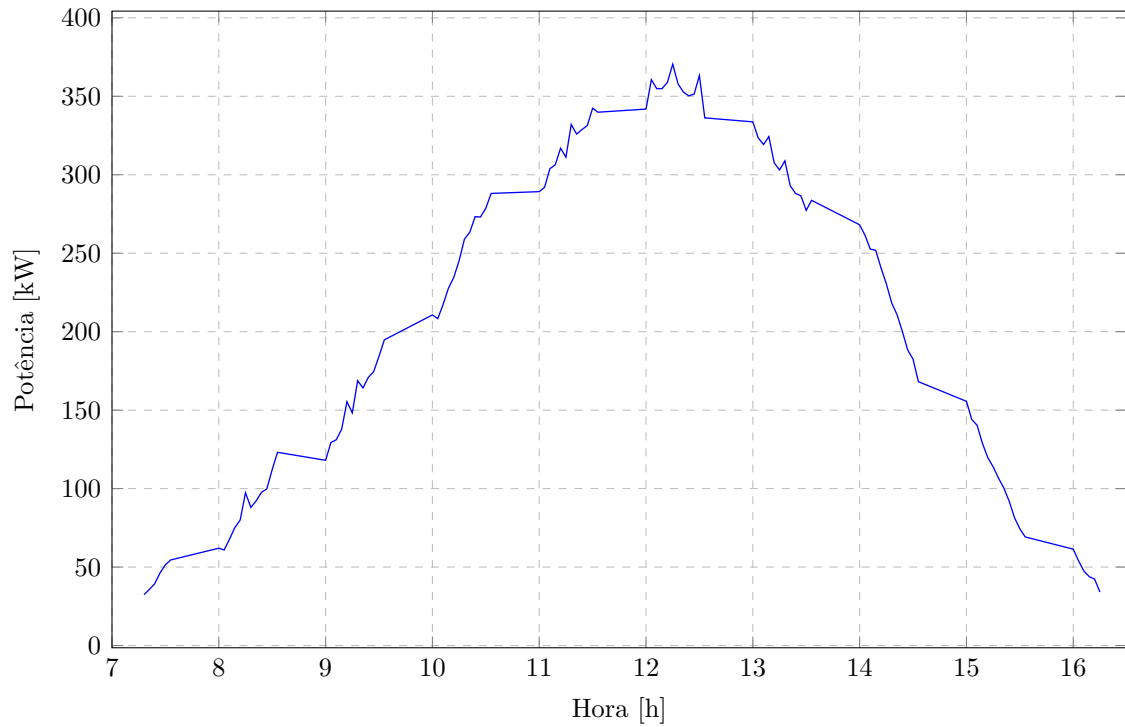


Figura 46: Diminuição da potência do alimentador devido à presença de GD - SANTANA MADS

Nesta otimização, foram obtidos resultados cujo grau de diferença com os resultados dos outros casos é notório. No entanto, eles ainda continuam a guardar certas semelhanças com as otimizações anteriores. Mesmo assim, depois da otimização ser efetuada, o objetivo foi bem sucedido.

5 CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou o desenvolvimento de uma metodologia para a alocação de unidades de geração distribuída fotovoltaicas em sistemas de distribuição de energia elétrica, com o propósito de aprimorar tanto a sua operação quanto o seu planejamento.

A estratégia de alocação concebida neste estudo foi abordada como um problema de otimização, em que se busca identificar localizações ótimas na rede para a inserção dessas unidades de geração, tendo em vista a minimização das perdas técnicas, que atuam como função objetivo.

A solução desse problema de otimização se baseou na aplicação da técnica meta-heurística denominada *Pattern Search* e a adaptação dessa técnica ao problema em questão foi realizada mediante a utilização de parâmetros elétricos característicos de uma rede de distribuição modelada conforme os padrões IEEE, aliada às condições climáticas obtidas por meio de dados reais. O algoritmo proposto foi implementado em MATLAB em conjunto com o OpenDSS e os resultados obtidos foram promissores.

Neste trabalho foram apresentados os conceitos mais relevantes relacionados aos sistemas elétricos de potência e às modernas redes elétricas, além das técnicas de otimização para alocação ótima de unidades de geração distribuída.

Com relação aos resultados apresentados no trabalho, observa-se que os tempos de simulação são influenciados pelo processo exploratório e pelo limite temporal de cada iteração. Nesse contexto, destaca-se que o GPS apresentou menos pontos possíveis para a alocação de unidades de geração distribuída em comparação o MADS, para reduções similares nas perdas.

Por outro lado, em relação ao tempo de simulação, verificou-se que esse não exerce influência significativa no MADS. Além disso, no que se refere à redução de potência, a alocação otimizada de geração elétrica distribuída não apenas subtrai o valor da potência fornecida pelo alimentador na condição base, mas também impacta nas perdas técnicas da rede, incluindo linhas, transformadores, reguladores, entre outros componentes. Além

do mais, é importante destacar que se a rede fosse previamente conhecida, os primeiros pontos de testes de unidades GD seriam ubicados nas regiões mais críticas da rede, o que seria um grande ganho para o processo de otimização de GD reduzindo ainda mais o tempo de simulação.

De forma mais ampla, a ferramenta proposta apresenta potencial para contribuir de maneira eficaz na operação e no planejamento das redes de distribuição. Isso se deve à capacidade de identificar pontos críticos, assim como de identificar regiões apropriadas para o despacho ou a alocação de geração distribuída, atendendo a aumentos na demanda ou viabilizando a implementação de usinas virtuais de energia (*Virtual Power Plants - VPPs*).

Adicionalmente, a principal contribuição deste trabalho reside na aplicação da “otimização dinâmica”, uma característica da lógica do programa que permite oferecer soluções adaptadas a diferentes momentos do dia, levando em consideração a variabilidade tanto da carga quanto da disponibilidade de recursos renováveis.

Em síntese, o estudo em questão aborda uma das complexidades presentes nas modernas redes elétricas, empregando o “Pattern Search” como uma abordagem meta-heurística para otimização. A lógica delineada nessa dissertação pode ser aplicada a redes de qualquer topologia e tamanho, conforme demonstrado no estudo de caso, apresentando desempenho computacional e flexibilidade adequados para incorporar variações tanto na carga elétrica quanto nas fontes de geração distribuída de diversas naturezas.

REFERÊNCIAS

- [1] PEPERMANS, G. et al. Distributed generation: definition, benefits and issues. *Energy Policy*, Elsevier, v. 33, n. 6, p. 787–798, 2005.
- [2] BANERJEE, R. Comparison of options for distributed generation in india. *Energy Policy*, Elsevier, v. 34, n. 1, p. 101–111, 2006.
- [3] ANEEL. *Agencia Nacional de Energia Elétrica, Resolução Normativa Nº 482*. 2012. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2012482.pdf>>.
- [4] BOZORG-HADDAD, O.; SOLGI, M.; LOÁICIGA, H. A. *Meta-heuristic and evolutionary algorithms for engineering optimization*. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, 2017. v. 294.
- [5] PAPANIKOLAOU, N.; TATAKIS, E.; KYRITSIS, A. Analytical model for pv—distributed generators, suitable for power systems studies. In: IEEE. *2009 13th European Conference on Power Electronics and Applications*. Barcelona, Spain, 2009. p. 1–10.
- [6] HAN, A.-Y.; ZHANG, Z.; YIN, X.-G. The research on the characteristic of fault current of doubly-fed induction generator. In: IEEE. *2009 Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference*. Wuhan, China, 2009. p. 1–4.
- [7] MIAO, Z. et al. Study of a fuel cell power plant in power distribution system. part i. dynamic model. In: IEEE. *IEEE Power Engineering Society General Meeting, 2004*. [S.l.], 2004. p. 2220–2225.
- [8] NAYAK, S. K.; GAONKAR, D. Modeling and performance analysis of microturbine generation system in grid connected/islanding mode. In: IEEE. *2012 IEEE International Conference on Power Electronics, Drives and Energy Systems (PEDES)*. [S.l.], 2012. p. 1–6.
- [9] HOOSHMAND, E.; RABIEE, A. Robust model for optimal allocation of renewable energy sources, energy storage systems and demand response in distribution systems via information gap decision theory. *IET Generation, Transmission & Distribution*, IET, v. 13, n. 4, p. 511–520, 2018.
- [10] CHICCO, G.; MANCARELLA, P. Distributed multi-generation: A comprehensive view. *Renewable and sustainable energy reviews*, Elsevier, v. 13, n. 3, p. 535–551, 2009.
- [11] YOU, H.; VITTAL, V.; YANG, Z. Self-healing in power systems: an approach using islanding and rate of frequency decline-based load shedding. *IEEE Transactions on Power Systems*, IEEE, v. 18, n. 1, p. 174–181, 2003.
- [12] SINGH, S.; ØSTERGAARD, J.; JAIN, N. Distributed generation in power systems: an overview and key issues. *Fuel Cells*, v. 9, p. 12, 2009.

- [13] BORGES, C. L.; FALCAO, D. M. Optimal distributed generation allocation for reliability, losses, and voltage improvement. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Elsevier, v. 28, n. 6, p. 413–420, 2006.
- [14] QUEZADA, V. M.; ABBAD, J. R.; ROMAN, T. G. S. Assessment of energy distribution losses for increasing penetration of distributed generation. *IEEE Transactions on power systems*, IEEE, v. 21, n. 2, p. 533–540, 2006.
- [15] PALIWAL, P.; PATIDAR, N.; NEMA, R. Planning of grid integrated distributed generators: A review of technology, objectives and techniques. *Renewable and sustainable energy reviews*, Elsevier, v. 40, p. 557–570, 2014.
- [16] CHANGE, I. C. et al. Mitigation of climate change. *Contribution of Working Group III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, v. 1454, 2014.
- [17] AKOREDE, M. F.; HIZAM, H.; POURESMAEIL, E. Distributed energy resources and benefits to the environment. *Renewable and sustainable energy reviews*, Elsevier, v. 14, n. 2, p. 724–734, 2010.
- [18] BOEDECKER, E.; CYMBALSKY, J.; WADE, S. Modeling distributed electricity generation in the nems buildings models. *EIA. Washington, DC*, Citeseer, 2000.
- [19] GEORGILAKIS, P. S.; HATZIARGYRIOU, N. D. Optimal distributed generation placement in power distribution networks: models, methods, and future research. *IEEE transactions on power systems*, IEEE, v. 28, n. 3, p. 3420–3428, 2013.
- [20] PES. *IEEE PES AMPS DSAS Test Feeder Working Group*. 2010. Disponível em: <<https://site.ieee.org/pes-testfeeders/resources/>>.
- [21] ANEEL, C. T. Micro e minigeração distribuída. *Sistema de Compensação de Energia Elétrica. Brasília, DF, Brasil: Centro de Documentação–Cedoc*, 2014.
- [22] ANEEL. *Agencia Nacional de Energia Elétrica, Unidades Consumidoras com Geração Distribuída*. 2022. Disponível em: <<https://www.gov.br/aneel/pt-br/assuntos/geracao-distribuida>>.
- [23] CHANGE, U. N. F. C. on C. Report of the conference of the parties on its twenty-first session, held in paris from 30 november to 13 december 2015 addendum part two: Action taken by the conference of the parties at its twenty-first session (fccc/cp/2015/10/add.1) and (fccc/cp/2015/10/add.3). *FCCC/CP/2015*, UNFCCC, 2016.
- [24] GARCEZ, C. A. G. What do we know about the study of distributed generation policies and regulations in the americas? a systematic review of literature. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 75, p. 1404–1416, 2017.
- [25] ANAYA, K. L.; POLLITT, M. G. Integrating distributed generation: Regulation and trends in three leading countries. *Energy Policy*, Elsevier, v. 85, p. 475–486, 2015.
- [26] ISE, M. A.; CARRIZO, S. C.; FORGET, M. Challenges of south american energy transition: energy efficiency and distributed generation. In: *The Regulation and Policy of Latin American Energy Transitions*. [S.l.]: Elsevier, 2020. p. 133–151.

- [27] EHSAN, A.; YANG, Q. Optimal integration and planning of renewable distributed generation in the power distribution networks: A review of analytical techniques. *Applied Energy*, Elsevier, v. 210, p. 44–59, 2018.
- [28] JORDEHI, A. R. Allocation of distributed generation units in electric power systems: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 56, p. 893–905, 2016.
- [29] WANG, S. et al. Optimal planning of distributed generation and loads in active distribution network: A review. In: IEEE. *2020 4th International Conference on Green Energy and Applications (ICGEA)*. [S.l.], 2020. p. 176–181.
- [30] VIRAL, R.; KHATOD, D. Optimal planning of distributed generation systems in distribution system: A review. *Renewable and sustainable energy Reviews*, Elsevier, v. 16, n. 7, p. 5146–5165, 2012.
- [31] TAN, W.-S. et al. Optimal distributed renewable generation planning: A review of different approaches. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 18, p. 626–645, 2013.
- [32] PRAKASH, P.; KHATOD, D. K. Optimal sizing and siting techniques for distributed generation in distribution systems: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 57, p. 111–130, 2016.
- [33] DAUD, S. et al. A comparison of heuristic optimization techniques for optimal placement and sizing of photovoltaic based distributed generation in a distribution system. *Solar Energy*, Elsevier, v. 140, p. 219–226, 2016.
- [34] WILLIS, H. L. Analytical methods and rules of thumb for modeling dg-distribution interaction. In: IEEE. *2000 Power Engineering Society Summer Meeting*. [S.l.], 2000. v. 3, p. 1643–1644.
- [35] DEVI, A. L.; SUBRAMANYAM, B. Optimal dg unit placement for loss reduction in radial distribution system-a case study. *ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences*, v. 2, n. 6, p. 57–61, 2007.
- [36] GÖZEL, T.; HOCAOGLU, M. H. An analytical method for the sizing and siting of distributed generators in radial systems. *Electric power systems research*, Elsevier, v. 79, n. 6, p. 912–918, 2009.
- [37] ZHU, D. et al. Impact of dg placement on reliability and efficiency with time-varying loads. *IEEE Transactions on Power Systems*, IEEE, v. 21, n. 1, p. 419–427, 2006.
- [38] HARRISON, G.; WALLACE, A. Optimal power flow evaluation of distribution network capacity for the connection of distributed generation. *IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution*, IET, v. 152, n. 1, p. 115–122, 2005.
- [39] SINGH, B.; MUKHERJEE, V.; TIWARI, P. A survey on impact assessment of dg and facts controllers in power systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 42, p. 846–882, 2015.
- [40] KEANE, A.; O'MALLEY, M. Optimal allocation of embedded generation on distribution networks. *IEEE Transactions on Power Systems*, IEEE, v. 20, n. 3, p. 1640–1646, 2005.

- [41] KEANE, A.; O'MALLEY, M. Optimal utilization of distribution networks for energy harvesting. *IEEE Transactions on Power Systems*, IEEE, v. 22, n. 1, p. 467–475, 2007.
- [42] OCHOA, L. F.; DENT, C. J.; HARRISON, G. P. Distribution network capacity assessment: Variable dg and active networks. *IEEE Transactions on Power Systems*, IEEE, v. 25, n. 1, p. 87–95, 2009.
- [43] KEANE, A. et al. State-of-the-art techniques and challenges ahead for distributed generation planning and optimization. *IEEE Transactions on Power Systems*, IEEE, v. 28, n. 2, p. 1493–1502, 2012.
- [44] KUMAR, A.; GAO, W. Optimal distributed generation location using mixed integer non-linear programming in hybrid electricity markets. *IET generation, transmission & distribution*, IET, v. 4, n. 2, p. 281–298, 2010.
- [45] ABRI, R. A.; EL-SAADANY, E. F.; ATWA, Y. M. Optimal placement and sizing method to improve the voltage stability margin in a distribution system using distributed generation. *IEEE transactions on power systems*, IEEE, v. 28, n. 1, p. 326–334, 2012.
- [46] KHALESİ, N.; REZAEI, N.; HAGHIFAM, M.-R. Dg allocation with application of dynamic programming for loss reduction and reliability improvement. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Elsevier, v. 33, n. 2, p. 288–295, 2011.
- [47] CELLI, G. et al. A multiobjective evolutionary algorithm for the sizing and siting of distributed generation. *IEEE Transactions on power systems*, IEEE, v. 20, n. 2, p. 750–757, 2005.
- [48] POPOVIĆ, D. et al. Placement of distributed generators and reclosers for distribution network security and reliability. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Elsevier, v. 27, n. 5-6, p. 398–408, 2005.
- [49] PREGELJ, A.; BEGOVIC, M.; ROHATGI, A. Recloser allocation for improved reliability of dg-enhanced distribution networks. *IEEE Transactions on Power Systems*, IEEE, v. 21, n. 3, p. 1442–1449, 2006.
- [50] SINGH, D.; SINGH, D.; VERMA, K. Ga based optimal sizing & placement of distributed generation for loss minimization. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, v. 2, n. 8, p. 556–562, 2007.
- [51] SHAABAN, M. F.; ATWA, Y. M.; EL-SAADANY, E. F. Dg allocation for benefit maximization in distribution networks. *IEEE Transactions on Power Systems*, IEEE, v. 28, n. 2, p. 639–649, 2012.
- [52] FALAGHI, H.; HAGHIFAM, M.-R. Aco based algorithm for distributed generation sources allocation and sizing in distribution systems. In: IEEE. *2007 IEEE Lausanne Power Tech*. [S.l.], 2007. p. 555–560.
- [53] SOOKANANTA, B.; UTATON, P.; KHONGSILA, R. Determination of the optimal location and sizing of distributed generation using ant colony search. In: IEEE. *ECTI-CON2010: The 2010 ECTI International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology*. [S.l.], 2010. p. 814–817.

- [54] ERDINC, O. *Optimization in renewable energy systems: recent perspectives*. [S.l.]: Butterworth-Heinemann, 2017.
- [55] LALITHA, M. P.; REDDY, N. S.; REDDY, V. V. Optimal dg placement for maximum loss reduction in radial distribution system using abc algorithm. *International journal of reviews in computing*, Citeseer, v. 3, p. 44–52, 2010.
- [56] ABU-MOUTI, F. S.; EL-HAWARY, M. Optimal distributed generation allocation and sizing in distribution systems via artificial bee colony algorithm. *IEEE transactions on power delivery*, IEEE, v. 26, n. 4, p. 2090–2101, 2011.
- [57] HUSSAIN, I.; ROY, A. K. Optimal distributed generation allocation in distribution systems employing modified artificial bee colony algorithm to reduce losses and improve voltage profile. In: IEEE. *IEEE-International Conference On Advances In Engineering, Science and Management (ICAESM-2012)*. [S.l.], 2012. p. 565–570.
- [58] LINH, N. T.; DONG, D. X. Optimal location and size of distributed generation in distribution system by artificial bees colony algorithm. *International Journal of Information and Electronics Engineering*, IACSIT Press, v. 3, n. 1, p. 63–67, 2013.
- [59] MOHANDAS, N.; BALAMURUGAN, R.; LAKSHMINARASIMMAN, L. Optimal location and sizing of real power dg units to improve the voltage stability in the distribution system using abc algorithm united with chaos. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Elsevier, v. 66, p. 41–52, 2015.
- [60] EBERHART, R.; KENNEDY, J. Particle swarm optimization. In: CITESEER. *Proceedings of the IEEE international conference on neural networks*. [S.l.], 1995. v. 4, p. 1942–1948.
- [61] SALEH, A. A.; MOHAMED, A.-A. A.; HEMEIDA, A. Impact of optimum allocation of distributed generations on distribution networks based on multi-objective different optimization techniques. In: IEEE. *2019 International Conference on Innovative Trends in Computer Engineering (ITCE)*. [S.l.], 2019. p. 401–407.
- [62] EL-ZONKOLY, A. Optimal placement of multi-distributed generation units including different load models using particle swarm optimisation. *IET generation, transmission & distribution*, IET, v. 5, n. 7, p. 760–771, 2011.
- [63] PANDI, V. R.; ZEINELDIN, H.; XIAO, W. Determining optimal location and size of distributed generation resources considering harmonic and protection coordination limits. *IEEE transactions on power systems*, IEEE, v. 28, n. 2, p. 1245–1254, 2012.
- [64] KANSAL, S.; KUMAR, V.; TYAGI, B. Optimal placement of different type of dg sources in distribution networks. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Elsevier, v. 53, p. 752–760, 2013.
- [65] KARIMYAN, P. et al. Long term scheduling for optimal allocation and sizing of dg unit considering load variations and dg type. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Elsevier, v. 54, p. 277–287, 2014.
- [66] AMELI, A. et al. A multiobjective particle swarm optimization for sizing and placement of dgs from dg owner’s and distribution company’s viewpoints. *IEEE Transactions on Power Delivery*, IEEE, v. 29, n. 4, p. 1831–1840, 2014.

- [67] KIM, K.-H. et al. Dispersed generator placement using fuzzy-ga in distribution systems. In: IEEE. *IEEE Power Engineering Society Summer Meeting*, [S.l.], 2002. v. 3, p. 1148–1153.
- [68] HAGHIFAM, M.-R.; FALAGHI, H.; MALIK, O. Risk-based distributed generation placement. *IET Generation, Transmission & Distribution*, IET, v. 2, n. 2, p. 252–260, 2008.
- [69] MORADI, M. H.; ABEDINI, M. A combination of genetic algorithm and particle swarm optimization for optimal dg location and sizing in distribution systems. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Elsevier, v. 34, n. 1, p. 66–74, 2012.
- [70] HARRISON, G. P. et al. Hybrid ga and opf evaluation of network capacity for distributed generation connections. *Electric Power Systems Research*, Elsevier, v. 78, n. 3, p. 392–398, 2008.
- [71] NADERI, E.; SEIFI, H.; SEPASIAN, M. S. A dynamic approach for distribution system planning considering distributed generation. *IEEE Transactions on Power Delivery*, IEEE, v. 27, n. 3, p. 1313–1322, 2012.
- [72] GOMEZ-GONZALEZ, M.; LÓPEZ, A.; JURADO, F. Optimization of distributed generation systems using a new discrete pso and opf. *Electric Power Systems Research*, Elsevier, v. 84, n. 1, p. 174–180, 2012.
- [73] FU, X. et al. Optimal allocation and adaptive var control of pv-dg in distribution networks. *Applied energy*, Elsevier, v. 137, p. 173–182, 2015.
- [74] XIONG, X. et al. Risk-based multi-objective optimization of distributed generation based on gpso-bfa algorithm. *IEEE Access*, IEEE, v. 7, p. 30563–30572, 2019.
- [75] HOOKE, R.; JEEVES, T. A. “direct search” solution of numerical and statistical problems. *Journal of the ACM (JACM)*, ACM New York, NY, USA, v. 8, n. 2, p. 212–229, 1961.
- [76] WEISMAN, J. A. et al. *Introduction to optimization theory*. [S.l.]: Prentice Hall, 1973.
- [77] ANEEL. *Agencia Nacional de Energia Elétrica, Resolução Normativa Nº 414*. 2012. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2010414.pdf>>.
- [78] MATHWORKS. *Pattern Search Options*. 2010. Disponível em: <<https://la.mathworks.com/help/gads/pattern-search-options.html>>.
- [79] DUGAN, R. C. The open distribution system simulator (opendss). *EPRI OpenDSS Manual*, 2012.
- [80] BÁEZ, J. P. C. Modelado y simulación de smart grid con opendss y matlab. 2016.
- [81] IEEE. *Distribution system analysis subcommittee radial test feeders*. 2010. Disponível em: <<https://site.ieee.org/pes-testfeeders/resources/>>.
- [82] DUGAN, R. Opendss, introductory training, level 1. *Electric Power Research Institute, Palo Alto, California*, 2009.

- [83] SIC e. *SISTEMA ELETRÔNICO DO SERVIÇO DE INFORMAÇÃO AO CIDADÃO*. 2019. Disponível em: <<https://esic.cgu.gov.br/sistema/site/index.aspx>>.