### Universidade Federal de São Carlos Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

### João Vitor Alves de Azevedo Barros

Planejamento de Véspera da Operação Horária de Microrredes com Geração Fotovoltaica Distribuída Integrada por Inversores Inteligentes via Programação Não Linear Inteira Mista

### João Vitor Alves de Azevedo Barros

Planejamento de Véspera da Operação Horária de Microrredes com Geração Fotovoltaica Distribuída Integrada por Inversores Inteligentes via Programação Não Linear Inteira Mista

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia da Universidade Federal de São Carlos, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Sistemas Elétricos e Eletrônicos

Orientador: Prof. Dr. Guilherme Guimarães Lage Coorientador: Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Ana Paula Mazzini Lima



#### UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS

Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

#### Folha de Aprovação

Defesa de Dissertação de Mestrado do candidato João Vitor Alves de Azevedo Barros, realizada em 16/12/2021.

#### **Comissão Julgadora:**

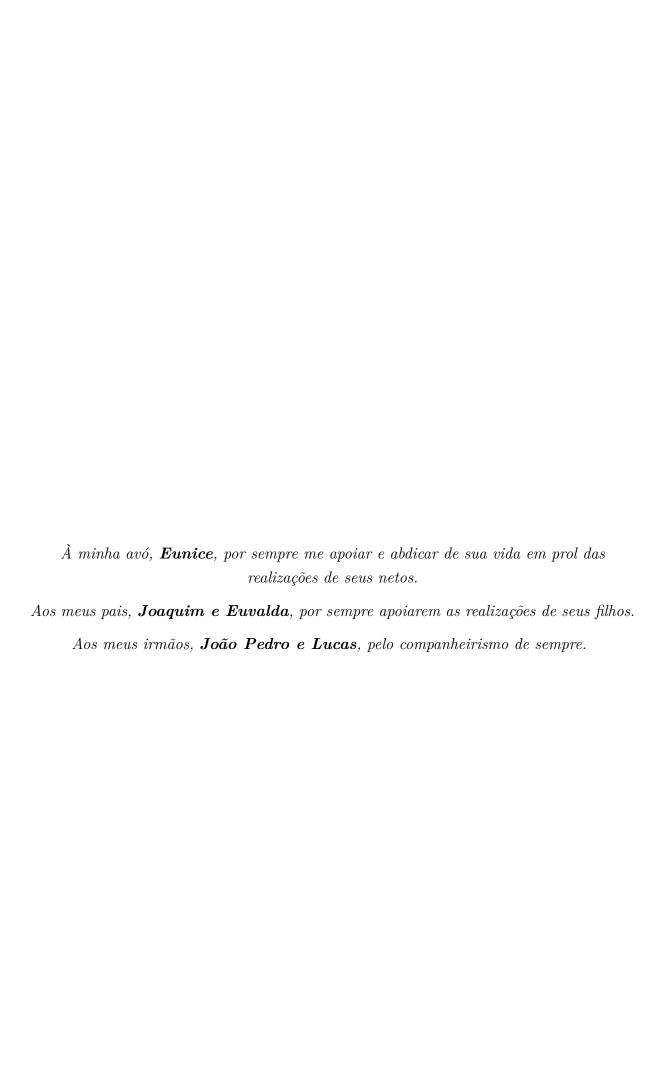
Prof. Dr. Guilherme Guimarães Lage (UFSCar)

Profa. Dra. Tatiane Cristina da Costa Fernandes (UFSCar)

Prof. Dr. Benvindo Rodrigues Pereira Junior (USP)

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

O Relatório de Defesa assinado pelos membros da Comissão Julgadora encontra-se arquivado junto ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.



## Agradecimentos

A **Deus**, pela dádiva da vida e por me permitir realizar tantos sonhos nesta existência. Obrigado por me permitir errar, aprender e crescer, por Sua eterna compreensão e tolerância, por Seu infinito amor, pela Sua voz "invisível" que não me permitiu desistir e principalmente por ter me dado uma família tão especial, enfim, obrigado por tudo.

Ao meu orientador, **Prof. Guilherme Guimarães Lage**, pela orientação, competência, generosidade, paciência, profissionalismo e dedicação irrestrita fundamentais para o desenvolvimento deste trabalho e minha formação profissional. Obrigado por acreditar em mim e pelos incentivos. Tenho certeza que não chegaria neste ponto sem o seu apoio. O senhor foi e está sendo muito mais que orientador: para mim será sempre mestre e amigo.

À minha coorientadora, **Prof<sup>a</sup> Ana Paula Mazzini Lima**, pela orientação, dedicação e apoio que viabilizaram a conclusão desta pesquisa.

Aos colegas e professores do Departamento de Engenharia Elétrica da UFSCar pelo companheirismo durante o desenvolvimento da pesquisa que contribuíram para o seu bom desempenho.

Aos amigos, Indira Fernandes, Dilemon Jorge Pinheiro e Júlio César Cotrim pelo suporte e companheirismo durante o período da pesquisa que possibilitaram concluir este trabalho.

Por fim, a todos aqueles que contribuíram, direta ou indiretamente, para a realização desta dissertação, o meu sincero agradecimento.

## Resumo

A penetração da geração distribuída fotovoltaica nas redes de distribuição tornou-se uma realidade; entretanto, ainda impõe desafios a serem superados, como o funcionamento dessas redes com desvios mínimos nos perfis de magnitude de tensão. Assim, este trabalho propõe o planejamento diário da operação horária de microrredes visando minimizar o desvio nos perfis de magnitude de tensão e a minimização das perdas ativas na distribuição por meio de ajustes de relação de tap ótimos de transformadores em subestações, ajustes ótimos de bancos de capacitores chaveados remotamente ao longo dos alimentadores primários e injeções de potência ativa e reativa da geração fotovoltaica distribuída por inversores inteligentes. Em tal problema de Otimização Volt/Var (OVV), as variáveis de controle discretas associadas aos taps de transformadores e susceptâncias equivalentes shunt de bancos de capacitores chaveados remotamente são tratadas por função penalidade senoidal que modificam o problema de programação não linear inteira mista original em um problema de programação não linear com apenas variáveis de decisão contínuas. Os resultados obtidos para as microrredes com 69 e 135 nós mostram que o modelo OVV proposto e sua metodologia de resolução são eficazes e eficientes na redução do desvio nos perfis de magnitude de tensão, na minimização das perdas ativas e, ao mesmo tempo, na redução da demanda geral de potência reativa da rede de distribuição.

Palavras-chave: geração fotovoltaica distribuída, inversores inteligentes, microrredes, otimização Volt/VAr, programação não linear inteira mista.

## Abstract

The penetration of distributed photovoltaic generation in distribution networks has become a reality; however, it still poses challenges to be overcome, such as the operation of these networks with deviations defined in the voltage magnitude profiles. Thus, this work offers the daily planning of the hourly operation of microgrids following the deviation in the voltage magnitude profiles and the minimization of active losses in the distribution by means of optimal tap ratio adjustments of transformers in substations, optimal adjustments of capacitor banks we switch remotely along the primary feeders and active and reactive power injections of the photovoltaic generation distributed by intelligent inverters. In such a problem of OVV, the discrete control variables associated with the taps of transformers and equivalent susceptances shunt of remotely switched capacitor banks are handled by a sinusoidal penalty function that modifies the problem integer nonlinear programming problem in a nonlinear programming problem with only continuous decision variables. The results obtained for microgrids with 69 and 135 we show that the proposed OVV model and its resolution methodology are effective and efficient in reducing the deviation in the voltage magnitude profiles, minimizing active losses and, at the same, tempo, in reducing the overall demand for reactive power in the distribution network.

**Keywords:** distributed photovoltaic generation, microgrids, mixed-integer nonlinear programming, smart inverters, Volt/Var optimization.

# Lista de ilustrações

Figura 1 –	Representação genérica dos principais elementos que compõem uma	
	microrrede (KATIRAEI et al., 2008)	30
Figura 2 –	Representação genérica da operação dos dispositivos para controle de	
	magnitude de tensão conectados na microrrede. (a) Dispositivos de	
	compensação em série. (b) Dispositivos de compensação em derivação	
	(MELLO, 2018)	47
Figura 3 -	Representação da operação por quadrantes dos inversores inteligentes	49
Figura 4 –	Efeito $\beta$ na função objetivo, em que, $\beta_1=1,\beta_2=4$ e $\beta_3=8.$	57
Figura 5 –	Função objetivo penalizada, de modo que, $\beta=1$ e $\gamma_1=1,\;\gamma_2=2$ e	
	$\gamma_4=4~D_{1,\dots,7}$ são as variáveis de controle discretas, para um intervalo	
	de discretização $\pi$	57
Figura 6 –	Perfil de injeção de potência $S_{fv}^{(t)}$ por cada conjunto de geração fotovol-	
	taica distribuída para a microrrede de 69 nós	61
Figura 7 –	Perfil de injeção de potência $S_{fv}^{(t)}$ por cada conjunto de geração fotovol-	
	taica distribuída para a microrrede de 135 nós	61
Figura 8 -	Perfis de carga das classes de consumidores ao longo do horizonte de	
	planejamento (VASCONCELOS; COSTA; LAGE, 2015)	62
Figura 9 –	Representação da microrrede de 69 nós	63
Figura 10 –	Magnitudes de tensão da microrrede de 69 nós para o estudo de Caso $1$	
	para a função objetivo minimização dos desvios de magnitudes de tensão.	65
Figura 11 –	Magnitudes de tensão da microrrede de 69 nós para o estudo de Caso $2$	
	para a função objetivo minimização dos desvios de magnitudes de tensão.	65
Figura 12 –	Magnitudes de tensão da microrrede de 69 nós para o estudo de Caso $3$	
	para a função objetivo minimização dos desvios de magnitudes de tensão.	66
Figura 13 –	Perfis de injeção de potência ativa pelos inversores inteligentes da mi-	
	crorrede de 69 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo	
	minimização dos desvios de magnitudes de tensão	66

Figura 14 –	Perfis de injeção de potência reativa pelos inversores inteligentes da microrrede de 69 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo	
	minimização dos desvios de magnitudes de tensão	67
Figura 15 –	Valores da função objetivo dos casos avaliados do problema discreto e do problema com relaxação contínua das variáveis de controle da	
	microrrede de 69 nós para a função objetivo minimização dos desvios	
	de magnitudes de tensão.	68
Figura 16 –	Magnitudes de tensão da microrrede de 69 nós para o estudo de Caso $1$	
	para a função objetivo minimização das perdas ativas	71
Figura 17 –	Magnitudes de tensão da microrrede de 69 nós para o estudo de Caso $2$	
	para a função objetivo minimização das perdas ativas	71
Figura 18 –	Magnitudes de tensão da microrrede de 69 nós para o estudo de Caso $3$	
	para a função objetivo minimização das perdas ativas	72
Figura 19 –	Perfis de injeção de potência ativa pelos inversores inteligentes da mi-	
	crorrede de 69 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo	
	minimização das perdas ativas	72
Figura 20 –	Perfis de injeção de potência reativa pelos inversores inteligentes da	
	microrrede de 69 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo	
	minimização das perdas ativas	73
Figura 21 –	Valores da função objetivo dos casos avaliados do problema discreto	
	e do problema com relaxação contínua das variáveis de controle da	
	microrrede de 69 nós para a função objetivo minimização das perdas	
	ativas	73
Figura 22 –	Representação da microrrede de 135 nós	76
Figura 23 –	Magnitudes de tensão da microrrede de 135 nós para o estudo de Caso 1	
	para a função objetivo de minimização dos desvios de magnitudes de	
	tensão	77
Figura 24 –	Magnitudes de tensão da microrrede de 135 nós para o estudo de Caso 2	
	para a função objetivo de minimização dos desvios de magnitudes de	
	tensão	77
Figura 25 –	Magnitudes de tensão da microrrede de 135 nós para o estudo de Caso 3	
	para a função objetivo de minimização dos desvios de magnitudes de	
	tensão	78
Figura 26 –	Perfis de injeção de potência ativa pelos inversores inteligentes da mi-	
	crorrede de 135 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo de	
	minimização dos desvios de magnitudes de tensão	78
Figura 27 –	Perfis de injeção de potência reativa pelos inversores inteligentes da	
	microrrede de 135 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo	
	de minimização dos desvios de magnitudes de tensão	79

Figura 28 –	Valores da função objetivo para os casos avaliados do problema discreto	
	e com relaxação contínua das variáveis de controle da microrrede de 135 $$	
	nós para a função objetivo de minimização dos desvios de magnitudes	
	de tensão	79
Figura 29 –	Magnitudes de tensão da microrrede de 135 nós para o estudo de Caso	
	1 para a função objetivo minimização das perdas	82
Figura 30 –	Magnitudes de tensão da microrrede de 135 nós para o estudo de Caso	
	2 para a função objetivo minimização das perdas	82
Figura 31 –	Magnitudes de tensão da microrrede de 135 nós para o estudo de Caso	
	3 para a função objetivo minimização das perdas	83
Figura 32 –	Perfis de injeção de potência ativa pelos inversores inteligentes da mi-	
	crorrede de 135 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo	
	minimização das perdas	83
Figura 33 –	Perfis de injeção de potência reativa pelos inversores inteligentes da	
	microrrede de 135 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo	
	minimização das perdas	84
Figura 34 –	Valores da função objetivo para os casos avaliados do problema discreto	
	e com relaxação contínua das variáveis de controle da microrrede de 135 $$	
	nós para a função objetivo minimização das perdas	85

# Lista de tabelas

Tabela 1 –	Distribuição das Classes de Consumidores nas Microrredes (VASCON-	
	CELOS; COSTA; LAGE, 2015)	62
Tabela 2 –	Indicadores Operacionais para a Comparação dos Resultados entre os	
	Três Estudos de Caso Simulados para a Microrrede de 69 Nós $$	64
Tabela 3 –	Convergência do Algoritmo de tratamento das Variáveis de Controle	
	Discretas para a Microrrede de 69 Nós no Estudo de Caso 3 para a	
	Função Objetivo Minimização dos Desvios de Magnitudes de Tensão $$ .	69
Tabela 4 –	Indicadores Operacionais para a Comparação dos Resultados entre os	
	Três Estudos de Casos Simulados para a Microrrede de 69 Nós para a	
	Função Objetivo Minimização das Perdas Ativas	70
Tabela 5 –	Indicadores Operacionais para a Comparação dos Resultados entre os	
	Três Estudos de Casos Simulados para a Microrrede de 135 Nós para a	
	Função Objetivo de Minimização dos Desvios de Magnitudes de Tensão	75
Tabela 6 –	Convergência do Algoritmo de Tratamento das Variáveis de Controle	
	Discretas para a Microrrede de 135 Nós no Estudo de Caso 3 para a	
	Função Objetivo de Minimização dos Desvios de Magnitudes de Tensão	80
Tabela 7 –	Indicadores Operacionais para a Comparação dos Resultados entre os	
	Três Estudos de Casos Simulados para a Microrrede de 135 Nós para	
	a Função Minimização das Perdas Ativas	81

# Lista de siglas

AG Algoritmo Genético

FP Fluxo de Potência

FER Fonte de Energia Renovável

**GD** Geração Distribuída

GDF Geração Fotovoltaica Distribuída

MPI Método de Pontos Interiores

**OVV** Otimização Volt/Var

PAC Ponto de Acoplamento Comum

PIM Programação Inteira Mista

PNL Programação Não Linear

PNLIM Programação Não Linear Inteira Mista

**p.u.** por unidade

 ${\bf RD}\,$ Rede de Distribuição

SEP Sistema Elétrico de Potência

 ${\bf SEE}$ Sistema de Energia Elétrica

 ${\bf SAE}\,$ Sistema para Armazenamento de Energia

# Sumário

1	INTRODUÇÃO
1.1	Motivação
1.2	Objetivo
1.3	Metodologia
1.4	Organização do Texto
2	ESTADO DA ARTE
2.1	OVV Centralizada no Contexto das Smart Grids
2.2	OVV com Variáveis de Decisão Discretas
3	MODELAGEM ESTÁTICA DE REDES ELÉTRICAS 39
3.1	Formulação Básica do Fluxo de Potência
3.2	Resolução do Problema de Fluxo de Potência
4	OTIMIZAÇÃO VOLT/VAR CENTRALIZADA APLICADA
	A MICRORREDES
4.1	O Problema de OVV
4.1.1	Dispositivos de Controle de OVV em Microrredes
4.2	Modelagem Estática do Problema de OVV
4.3	Minimização do Desvio das Magnitudes de Tensão em Micror-
	redes com Integração da GFD por Inversores Inteligentes 5
4.4	Minimização das Perdas Ativas em Microrredes com Integra-
	ção da GFD por Inversores Inteligentes
5	METODOLOGIA DE RESOLUÇÃO DO PROBLEMA DE OVV 58
5.1	Tratamento da Variáveis Discretas: Penalidade Senoidal Qua-
	drática
5.1.1	Efeito dos Parâmetros $\gamma$ e $\beta$ na Função $\phi(y)$

5.1.2	Algoritmo para Resolução
6	RESULTADOS NUMÉRICOS E DISCUSSÃO 59
6.1	Considerações Iniciais
6.1.1	Perfis de Geração Fotovoltaica Distribuída 60
6.1.2	Perfis de Carga
6.2	Microrrede de 69 Nós
6.2.1	Função Objetivo: Minimização do Desvio de Magnitudes de Tensão 64
6.2.2	Função Objetivo: Minimização das Perdas Ativas 70
6.3	Microrrede de 135 Nós
6.3.1	Função Objetivo: Minimização do Desvio de Magnitude de Tensão 74
6.3.2	Função Objetivo: Minimização das Perdas Ativas 81
7	CONCLUSÕES
7.1	Trabalhos Futuros
REFER	RÊNCIAS

## Capítulo 1

## Introdução

A partir de 1995, o setor elétrico brasileiro passou por uma profunda reestruturação institucional e regulamentar. Ao contrário do antigo modelo, totalmente regulado pelo Estado e verticalizado, no qual uma única empresa gerava, transmitia e distribuía energia elétrica para um grupo de consumidores cativos, no novo modelo as empresas são divididas por atividade: geração, transmissão, distribuição, comercialização, exportação e importação; existe competição nos segmentos de geração e comercialização; e os segmentos de transmissão e distribuição são mantidos sob regulação do Estado. Nesse novo cenário, cujas as empresas do setor estão inseridas em um ambiente de mercado (desregulamentado), a aplicação de técnicas de otimização no uso de recursos escassos e no auxílio à tomada de decisões desempenha um papel fundamental no planejamento e na operação dos sistemas que integram um Sistema de Energia Elétrica (SEE) (BARROS, 2005; LAGE, 2013).

O planejamento e a operação dos SEEs devem considerar aspectos técnicos, operacionais, econômicos, ambientais e sociais dentro de um contexto de regulação e leis que são diferentes para cada país. De forma geral, a tomada de decisões relacionadas ao planejamento e à operação dos SEEs é guiada por critérios de eficiência econômica para minimizar os custos de geração, transmissão e distribuição da energia elétrica até os consumidores. No entanto, tais decisões são sujeitas, primeiramente, a restrições técnicas e operacionais, que asseguram o fornecimento contínuo, de qualidade e confiável da energia elétrica demandada (GÓMEZ-EXPÓSITO; CONEJO; CAÑIZARES, 2011).

Dentre os sistemas que integram um SEE, as Redes de Distribuição (RDs), em especial, apresentam-se como uma grande fonte de complicações técnicas. O processo de modernização desses sistemas associado à incorporação de Geração Distribuída (GD), controles inteligentes e comunicação em duas vias permite a gestão parcial ou total do estado dessas RDs, consolidando o novo conceito de microrredes. Entretanto, o planejamento e a opera-

ção de microrredes ainda constituem um grande desafio para sua implementação prática. Nesse contexto, a Otimização Volt/Var (OVV) se apresenta como a ferramenta mais adequada para superar a complexidade relacionada às múltiplas possibilidades de ajustes ótimos dos controles de magnitudes de tensão nodais e despacho de potência reativa na microrrede para se alcançar um determinado desempenho operacional ótimo.

Os primeiros estudos envolvendo OVV aplicada a RDs foram desenvolvidos no início da década de 1980, e desde então há um consenso dos benefícios do emprego dessa ferramenta para se controlar localmente ou globalmente as magnitudes das tensões nodais e a injeção ou fluxo de potência reativa na rede de forma a otimizar um desempenho operacional predeterminado. Portanto, o desenvolvimento de novos modelos e abordagens de resolução de problemas de OVV em uma conjuntura de escassez de recursos energéticos, aumento da demanda por energia elétrica e maior penetração de sistemas de GD é fundamental para atender os atuais requisitos para operação desses SEEs (VASCONCELOS, 2017).

A OVV consiste em uma classe de problemas de programação matemática que busca determinar o(s) melhor(es) desempenho(s) operacional(ais) de uma RD ou microrrede atendendo obrigatoriamente restrições técnicas e operacionais e opcionalmente, de acordo com a aplicação do problema, restrições econômicas, ambientais e/ou sociais. Matematicamente, a OVV pode ser expressa como um problema estático de Programação Não Linear (PNL), restrito, não convexo, de grande porte, multiperíodo e com variáveis de decisão contínuas e discretas (LIU; CAÑIZARES; HUANG, 2009). Uma aplicação da OVV a RDs e microrredes é o planejamento de véspera da operação horária, determinando-se, além do estado completo da rede, um plano de ações para os ajustes ótimos dos controles de magnitudes de tensão nodais e o despacho de potência reativa para cada intervalo das 24 instâncias horárias (FENG; PETERSON, 2010).

No atual cenário de escassez de recursos energéticos hídricos e alta nos preços das tarifas de energia elétrica, tornam-se essenciais a proposição e o desenvolvimento de novos modelos e metodologias de resolução para o planejamento de véspera da operação horária das microrredes considerando-se a recente e crescente penetração de Geração Fotovoltaica Distribuída (GDF) nas RDs e microrredes. A OVV se apresenta, portanto, como uma importante ferramenta para a definição do conjunto de tomada de decisões ótimas para o planejamento de véspera da operação de RDs e microrredes baseado em conceitos matemáticos, retirando dos operadores do sistema a responsabilidade da determinação local, e por vezes empírica, dos melhores ajustes.

No problema de OVV considerado neste trabalho, *taps* de transformadores abaixadores nas subestações, bancos de capacitores *shunt* chaveados remotamente ao longo dos alimentadores primários, e as injeções de potência ativa e reativa da GDF integrada por inversores inteligentes (SEAL, 2016; MOLINA-GARCIA et al., 2017) são passíveis de serem controlados de forma centralizada para se otimizar um determinado desempenho técnico-operacional de uma microrrede.

1.1. Motivação 25

### 1.1 Motivação

A motivação e justificativa para o desenvolvimento de metodologias que dão suporte à tomada de decisões operacionais baseadas na resolução de problemas de OVV relacionam-se ao seu potencial de contribuir para um melhor desempenho operacional de microrredes, com um melhor perfil de tensão e/ou com menores perdas ativas (efeito Joule) nas linhas de distribuição.

Em 2007, o projeto gridSMART, baseado em uma elaborada metodologia de OVV, foi aplicado a uma RD de 240 km² para melhorar a qualidade do serviço prestado (SCH-NEIDER; WEAVER, 2012). Esse estudo foi dividido em duas etapas: na primeira, a simulação, análise e estimação do estado da RD; e, na segunda, a análise de dados coletados in loco. Os resultados mostraram uma redução de 3,30% nas perdas ativas do sistema, mas o destaque do trabalho foi uma redução significativa do carregamento do sistema no horário de pico. Isso não pode ser ignorado, pois essa economia e essa melhora no desempenho operacional de RDs podem ser obtidas atuando-se exclusivamente sobre as variáveis de controle do sistema, sem a necessidade de vultuosos investimentos adicionais em infraestrutura. Dessa forma, o estudo de metodologias que buscam atuar nesses dispositivos de controles com o objetivo de melhorar os desempenhos operacionais de uma microrrede são fundamentais para a operação e viabilidade de tais sistemas em função do uso de recursos energéticos escassos.

No entanto, cada abordagem específica de OVV possui limitações inerentes para as quais foram modeladas e implementadas, como, por exemplo, o tamanho do sistema, número de variáveis de controle discretas, forma de integração da GDF, robustez e/ou qualidade das soluções. Assim, este trabalho busca incorporar as limitações dos modelos apresentados na literatura com o objetivo de aumentar a eficiência de microrredes.

### 1.2 Objetivo

Em um centro de operações, o planejamento de véspera da operação horária das variáveis de controle recomendadas pelo OVV é crítica, pois todos os ajustes das variáveis de controle devem ser coordenados de tal forma que restrições operacionais e de segurança sejam satisfeitas.

Nesse contexto, este trabalho tem como objetivo a modelagem e a resolução de um problema de OVV que consiste no planejamento de véspera da operação horária centralizada dos alimentadores primários de microrredes pela minimização dos desvios de magnitude de tensão e das perdas ativas em linhas de distribuição considerando-se a discretização das variáveis de controle associadas aos taps de transformadores abaixadores nas subestações e bancos de capacitores shunt chaveados remotamente ao longo dos alimentadores primários e a integração da GDF por inversores inteligentes com um fator de potência não

unitário, isto é, que permitem injeções de potência ativa e reativa (PRIOSTE; ALVARES, 2018). Este problema de OVV consiste, portanto, em um problema de Programação Não Linear Inteira Mista (PNLIM) multiperíodo.

### 1.3 Metodologia

A resolução de problemas de OVV como o proposto neste trabalho deve ser, portanto, baseada no uso de técnicas de PNLIM. No entanto, técnicas de PNLIM demandam alto custo computacional para problemas de grande porte em que o número de variáveis de controle discretas é elevado (LIU; CAÑIZARES; HUANG, 2009). Para se contornar essa dificuldade, considera-se a função penalidade senoidal quadrática (SOLER; SOUSA; COSTA, 2012; SOLER; ASADA; COSTA, 2013) para o tratamento das variáveis de decisão discretas, permitindo a transformação do problema PNLIM original em um problema PNL equivalente com somente variáveis de decisão contínuas, cujo resultado consiste em uma aproximação factível da solução do problema de PNLIM original, e permitindo também o uso de solvers comerciais de PNL robustos.

Para a validação da metodologia proposta foi considerado o perfil de evolução das cargas para diferentes classes de consumidores ao longo das 24 instâncias horárias (VAS-CONCELOS; COSTA; LAGE, 2015; VASCONCELOS, 2017) e também foi criado um perfil de geração da GDF para as microrredes trifásicas e equilibradas¹ de 69 e 135 nós. Além disso, tanto os taps de transformadores abaixadores nas subestações quanto os bancos de capacitores shunt alocados ao longo dos alimentadores primários possuem a capacidade de serem chaveados remotamente, e a injeção de potência reativa pelo inversor inteligente pode ser tanto positiva (injeção de potência reativa) quanto negativa (absorção de potência reativa) somente durante os períodos de irradiação solar.

### 1.4 Organização do Texto

Esta dissertação de Mestrado está organizada da seguinte forma.

No Capítulo 2 é apresentado o estado da arte sobre problemas de OVV centralizada no contexto das *smart grids* e problemas de OVV com variáveis de decisão discretas.

No Capítulo 5 é apresentado o referencial teórico que fundamenta o formulação matemática das restrições técnicas e operacionais do problema de OVV.

No Capítulo 4 é apresentada a formulação matemática do problema de OVV desenvolvido neste trabalho.

Para problemas de planejamento da operação de microrredes, até mesmo o planejamento de véspera que é realizado para um menor horizonte de planejamento, pode-se considerar que os alimentadores primários das microrredes sejam trifásicos e equilibrados.

No Capítulo 5 é apresentada a metodologia de transformação do problema de PNLIM original em um problema de PNL equivalente.

No Capítulo 6 são apresentados os resultados numéricos do problema OVV proposto neste trabalho considerando-se as microrredes de 69 e 135 nós.

Por fim, no Capítulo 7, são apresentadas as principais conclusões e previsões de continuação deste trabalho.

# Capítulo 2

## Estado da Arte

O conceito de microrrede foi inicialmente proposto por Lasseter (2001) e consiste em RDs com a integração e coordenação da operação de quatro elementos básicos: Fontes de Energias Renováveis (FERs); GDs; Sistemas para Armazenamento de Energia (SAEs); e cargas elétricas. Hatziargyriou et al. (2007) apresentam a integração desses elementos em um Sistema Elétrico de Potência (SEP) da seguinte forma: as GDs e os SAEs são modelados como injeções de potência ativa e reativa controláveis na rede, os quais compensam o despacho intermitente das FER, e as cargas elétricas podem ou não ser controláveis a depender dos aspectos econômicos, ambientais e/ou sociais (demand response). Ademais, microrredes podem operar isoladas ou conectadas às RDs pelo Ponto de Acoplamento Comum (PAC). A Figura 1 apresenta um diagrama esquemático dos principais elementos que compõem uma microrrede.

O uso de tecnologias de medição e de comunicação aumentam as possibilidades de desenvolvimento e implementação de novas formas de controle local, remoto e/ou inteligentes às microrredes. A integração dessas tecnologias às microrredes consolidam um novo conceito em SEPs: redes inteligentes ou, do inglês, smart grids. De acordo com Shaffer, Roege e Zheleva (2013), smart grid é definida como uma rede na qual as unidades de geração de energia e as unidades de consumo interagem entre si, proporcionando ao operador do sistema as funções de gestão, supervisão e controle, dado que o volume de informações disponibilizadas pelas smart grids é maior que o volume de informações disponibilizadas pelas RDs "tradicionais".

Assim, no contexto das *smart grids*, é natural o surgimento da demanda por algoritmos para o tratamento de grandes volumes de dados e para o auxílio à tomada de decisões baseadas na otimização do uso de recursos escassos. A OVV se apresenta, portanto, como uma importante ferramenta para o planejamento e a operação de microrredes.

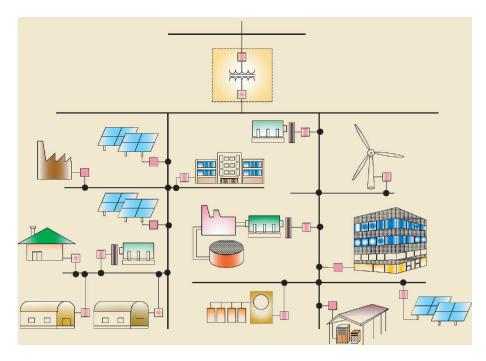


Figura 1 – Representação genérica dos principais elementos que compõem uma microrrede (KATIRAEI et al., 2008).

A OVV pode ser definida como um problema de otimização que gerencia os dispositivos de controle de magnitudes de tensão, como transformadores abaixadores nas subestações com comutação de *tap* sob carga, e de injeção de potência reativa, como bancos de capacitores *shunt* ao longo de alimentadores primários chaveados remotamente, em função de um determinado objetivo operacional (VASCONCELOS, 2017). Geralmente, o objetivo operacional nos problemas de OVV é a minimização dos desvios de magnitudes de tensão nodais ou das perdas ativas nas linhas de distribuição da rede.

Problemas de OVV podem ser modelados em função de três diferentes formas de controle do sistema: local, no qual os dispositivos de controle estabelecem suas próprias ações de controle individualmente com base em medições locais; centralizada, no qual os dispositivos de controle atuam coletivamente após o tratamento de um conjunto de informações de medições locais e remotas e a tomada de decisões em um centro de operações; e, por fim, descentralizada, no qual os dispositivos de controle estabelecem suas próprias ações de controle coletivamente com base em medições locais e remotas.

A seguir é apresentado o histórico de publicações acerca de problemas de OVV centralizada no contexto das *smart grids*.

### 2.1 OVV Centralizada no Contexto das Smart Grids

A injeção de potência reativa para o controle da magnitude de tensão e a redução de perdas ativas de SEEs é conhecida desde a década de 1940 (CUTTINO, 1944). Nos anos seguintes, a evolução das tecnologias de fabricação e a consequente redução do porte

dos bancos de capacitores *shunt* permitiram alocação dessas unidades mais próximas às cargas. Nesse cenário, o foco das principais publicações na área consistiam na análise de RDs e no controle da magnitude de tensão nodal pela injeção de potência reativa por bancos de capacitores *shunt* (GRAINGER; CIVANLAR, 1985).

Ao longo dos anos, diversos trabalhos foram propostos para modelar e resolver problemas de OVV por meio de diferentes abordagens: enumerativa (KAPLAN, 1984); árvore de sensibilidade (CHENG; MALIK; HOPE, 1988); redes neurais artificiais (SANTOSO; TAN, 1990); algoritmo randomizado e determinístico (BALDICK; WU, 1990); método do gradiente (ROYTELMAN; WEE; LUGTU, 1995); programação dinâmica (SALAMA et al., 1996); função penalidade quadrática (LIU; TSO; CHENG, 2002); e Algoritmos Genéticos (AGs) (NIKNAM; RANJBAR; SHIRANI, 2003).

Niknam, Ranjbar e Shirani (2003) apresentaram uma abordagem para a resolução do problema de OVV por AG com o objetivo de minimizar as perdas de potência ativa nas linhas de distribuição. As variáveis de controle do modelo são ajustes dos reguladores de tensão, taps de transformadores abaixadores e a susceptância equivalente de bancos de capacitores shunt chaveados nas subestações, e o ajuste na magnitude tensão da GD. São apresentados resultados numéricos considerando-se o sistema-teste IEEE de 34 nós. Os autores afirmam que é possível melhorar o perfil das magnitudes de tensão nodais e redução das perdas ativas nas linhas de distribuição da rede em função da alocação da GD.

Olamaie e Niknam (2006) apresentaram uma análise comparativa do desempenho de cinco abordagens meta-heurísticas para a resolução do problema de OVV: AG, colônia de formigas, enxame de partículas, busca tabu, e evolutivo diferencial. As variáveis de controle do modelo são ajustes dos reguladores de tensão, taps de transformadores abaixadores e a susceptância equivalente de bancos de capacitores shunt chaveados nas subestações, e o ajuste na magnitude tensão da GD. São apresentados resultados numéricos considerando-se o sistema-teste IEEE de 34 nós. Uma característica dessas abordagens meta-heurísticas é que as soluções obtidas são sensíveis aos valores iniciais das variáveis de controle do problema; cada abordagem encontrou diferentes soluções para o mesmo problema. Dentre os resultados obtidos, a abordagem para a resolução do problema de OVV por colônia de formigas foi a que gerou os melhores resultados.

Saric e Stankovic (2009) apresentaram uma metodologia para resolver o problema de OVV modelado com variáveis contínuas e discretas. Os autores dividiram ou problema original em dois subproblemas: o subproblema Volt é resolvido por Programação Inteira Mista (PIM), e o subproblema Var é resolvido por PNLIM pelo método de decomposição de Benders. São apresentados resultados numéricos considerando-se o sistema New England/New York de 68 nós. A principal contribuição desse trabalho é a avaliação da robustez dos algoritmos considerados a partir da incerteza nos parâmetros. Os autores afirmam que as soluções obtidas são idênticas sem e com incertezas nos parâmetros do sistema.

Uluski (2010) apresenta os requisitos necessários de três abordagens do problema de OVV e realizada uma análise comparativa, esse é um dos primeiros artigos que aborda smart grids como requisito em um modelo de OVV. As abordagens descritas são: 1) OVV tradicional, em que os reguladores de magnitude de tensão, o chaveamento dos bancos de capacitores nas subestações e a comutação de tap do transformador sob carga são as variáveis de controle; 2) OVV SCADA (Sistema de Aquisição de Dados e Controle), em que sensores de tensão e corrente com um sistema de comunicação são incorporados ao modelo de forma que as concessionárias possam tratar o problema e definir as ações de controle; e, 3) OVV Integrado, em que diversos dispositivos na RD se comunicam com o operador da smart grid para tratamento dos dados e então resolver o problema de OVV.

Nguyen e Flueck (2015) apresentaram um modelo do problema de OVV em que as variáveis de controle são os capacitores shunt distribuídos no sistema de distribuição. A comutação dos bancos de capacitores é determinado por um agente inteligente com o objetivo de manter as magnitudes de tensão dentro de uma faixa através de sensores de tensão. A lógica aplicada pelo agente inteligente possui três características principais: 1) autonomia; 2) descentralização; e, 3) visão local. O sistema-teste utilizado foi o IEEE de 34 nós, os testes foram realizados em um simulador de smart grid em 3 casos: operação normal, evento de falta e ilhamento do sistema. Segundo os autores, o modelo além de auxiliar a operação do sistema em condições normais é capaz de manter a faixa de magnitude de tensão em um intervalo determinado nas ocorrências de faltas e ilhamento.

Zhang, Flueck e Nguyen (2016) propuseram um modelo do problema de OVV em que as variáveis de controle são: a comutação de bancos de capacitores shunt e reguladores de tensão. Os objetivos da função objetivo são: manter a magnitude de tensão dos nós dentro de uma faixa pré-determinada, minimizar as perdas do sistema e reduzir a comutação dos bancos de capacitores shunt. O algoritmo de resolução utiliza um sistema multiagente: 1) agentes de comutação - responsáveis pelas operações de comutação em detecção de falhas, ilhamento, isolamento de parte do sistema e até restauração do sistema (disjuntores, seccionadoras e comutações de dispositivos); e, 2) agentes de OVV - responsáveis pela aplicação das ações de controle obtidas pela resolução do problema de OVV (comutação de capacitores shunt e reguladores de tensão). Os dispositivos inteligentes recebem dados das medições, se comunicam com outros dispositivos inteligentes e tomam decisões de controle. O modelo foi validado através do sistema-teste IEEE de 34 nós apresentando resultados com minimização dos desvios de magnitude de tensão.

Howlader et al. (2017) apresentaram um modelo para o problema de OVV com integração de inversores fotovoltaicos inteligentes, o objetivo do problema é melhorar as flutuações de magnitudes de tensão. A variável de controle do modelo é o fator de potência dos inversores inteligentes que pode ser indutivo ou capacitivo limitado pela potência aparente dos inversores. O fator de potência dos inversores é controlado por 4 referências de magnitudes de tensão enviados por sensores no sistema de distribuição. O modelo foi

validado experimentalmente no *Projeto de Iniciativa Solar Avançada de Maui no Havaí*, os autores afirmam que os inversores inteligentes são capazes de minimizar os desvios de magnitudes de tensão no sistema testado com a injeção e absorção de energia reativa.

Anwar et al. (2017) preocupados com modelagens mais realísticas para o problema de OVV em *smart grids* propuseram um modelo abrangente com a ocorrência de cargas desequilibradas, falhas de comunicação, interferência (ruídos) na aquisição e envio de dados e mau funcionamento de dispositivos. O modelo utiliza um algoritmo baseado em Enxame de Partículas que tem como objetivo a minimização das perdas ativas no sistema, as variáveis de controle são: comutação de *tap* do transformador sob carga, chaveamento de bancos de capacitores *shunt* e o fator de potência de inversores nos nós com geração distribuída. O modelo foi testado no sistema-teste IEEE *benchmark* de 123 nós e de 8.500 nós, os autores fizeram análises comparando as limitações dos modelos já apresentados na literatura e suas deficiências superadas pela abordagem proposta que apresentou melhores resultados para os dois sistemas-teste.

Singh et al. (2018) apresentaram uma modelagem para o problema de OVV para redução dos desvios de magnitudes de tensão em *smart grids* com integração de geradores fotovoltaicos com fator de potência unitário. O modelo incorpora o impacto da incerteza da geração fotovoltaica e do erro na previsão da carga do sistema e é resolvido por um algoritmo baseado no Enxame de Partículas. As variáveis de controle do modelo são: comutação sob carga de *tap* do transformador e chaveamento de bancos de capacitores *shunt*. A geração fotovoltaica é tratada por uma distribuição beta, sendo a irradiação um parâmetro de entrada que foi baseada na simulação *Monte-Carlo*. O erro de previsão de carga é estimado e tratado por técnicas heurísticas. O sistema testado foi o IEEE de 13 nós, o estudo mostrou que houve redução na demanda e na potência de pico no ramal de alimentação do sistema.

Vargas et al. (2019) propuseram um modelo para o problema de OVV com o objetivo de minimizar as violações das magnitudes de tensão em *smart grids*. As ações de controle do modelo são: comutação sob carga de *tap* do transformador, reguladores de tensão, chaveamento de bancos de capacitores *shunt*, chaveamento e fator de potência dos inversores fotovoltaicos inteligentes. A injeção de potência pelos inversores inteligentes é modelada por duas restrições: 1) a ativação do gerador fotovoltaico - em função da magnitude de tensão do nó em que o dispositivo está conectado; e, 2) o fator de potência dos inversores - variando o fator de potência em 43,58% indutivo ou capacitivo, a injeção ou absorção de potência reativa pelos inversores inteligentes é determinada pela magnitude de tensão nos nós do sistema. O modelo é resolvido utilizando o *OpenDSS* e o *MATLAB*, o sistemateste que validou o modelo foi o IEEE de 34 nós modificado para inserção dos dispositivos do modelo. Os autores utilizaram os parâmetros disponíveis nas normas brasileiras NBR 16.149 e na PRODIST (Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional), o modelo mostrou as limitações destes parâmetros pois os resultados

mostraram que alguns inversores mativeram a conexão na rede sendo bem aproveitados e outros são subutilizados ao agir sobre o regulação de tensão da rede.

## 2.2 OVV com Variáveis de Decisão Discretas

As limitações das ferramentas computacionais fizeram os primeiros problemas de otimização controlando a injeção de potência reativa em SEP considerarem os chaveamentos de bancos de capacitores variáveis de controle contínuas durante todo o processo de otimização. Entretanto, essas variáveis estão associadas a chaveamentos de células capacitivas e, matematicamente, deveriam pertencer ao domínio de variáveis discretas no problema. O processo de resolução do problema pode adotar a relaxação contínua destas variáveis de controle durante a resolução, mas, a fim de tornar a solução mais realística, o algoritmo deve apresentar a solução final das variáveis comutáveis discretizadas.

Um dos primeiros trabalhos que estudaram problemas de OVV com aplicação de técnicas para discretização das variáveis de controle foi o trabalho apresentado por Grainger e Civanlar (1985) entretanto, o modelo possui algumas limitações, as variáveis associadas aos reguladores de tensão foram linearizados e as variáveis associadas ao chaveamento dos bancos de capacitores foram tratadas como contínuas e após a solução foram arredondados o que poderia prejudicar a otimalidade e até mesmo a factibilidade do estado do sistema. O problema de OVV com o objetivo de minimizar das perdas e picos de potência foi desacoplado, em função das variáveis de controle, nos subproblemas Volt e VAr para então serem otimizados, o que é uma fragilidade do modelo pois as soluções ótimas dos dois subproblemas não garantem a otimalidade do problema original.

Roytelman, Wee e Lugtu (1995) apresentaram um algoritmo para resolver o problema de OVV baseado em um método combinatorial do tipo descida coordenada com passos discretos. O modelo utiliza um número pequeno de variáveis de controle com o objetivo de viabilizar o método combinatorial, as variáveis de controle são: comutação sob carga de tap de transformador e chaveamento de bancos de capacitores. A modelo possuia uma função multi-objetivo: minimizar as perdas e a demanda no ramal de alimentação. O algoritmo utiliza três métodos para determinar a direção em que a função objetivo mais decresce e o tamanho do passo para a direção escolhida, se neste ponto as variáveis de controle são discretas e a solução é factível, então, o passo é igual ao incremento nas variáveis de controle. Os métodos utilizados para determinar a direção são: 1) método Monte Carlo; 2) estratégia de avaliação pontual; e, 3) método gradiente. O algoritmo foi testado em um sistema de 34 nós em 3 casos diferentes, nos três casos avaliados houve redução das perdas e da potência demandada no ramal de alimentação.

Liu, Tso e Cheng (2002) propuseram um algoritmo para resolver problemas de grande porte envolvendo variáveis contínuas e discretas. O algoritmo realiza sucessivas discretizações das variáveis de controle através da incorporação de uma função penalidade

quadrática de curvatura positiva no Método de Pontos Interiores (MPI), dessa forma, é possível aproveitar as vantagens de se resolver um problema de PNL, ao invés de um problema de PNLIM. A incorporação de funções penalidade em problemas de PNL possui algumas dificuldades na implementação pela sensibilidade da técnica aos parâmetros da função penalidade, além disso, para aumentar a eficácia do modelo deve-se sincronizar os parâmetros da função penalidade com a função barreira logarítmica a cada iteração a fim de evitar flutuações das variáveis discretas na região infactível. Outra dificuldade na implementação de funções penalidades é o momento de acionamento da penalidade, pois, a penalização das variáveis muito cedo pode impedir passos longos na variáveis prejudicando a otimalidade da solução, a penalização muito tardia pode prejudicar a convergência pelo tempo de processamento. O algoritmo resolve, inicialmente, o problema com os parâmetros da função penalidade nulos e, então, são atualizados, o algoritmo utiliza o método de Newton para resolver os sucessivos problemas, o ciclo continua até que a diferença das variáveis discretas com o valor discreto mais próximo seja menor que um erro determinado. O modelo foi validado em sistemas-teste do IEEE de 14, 30 e 118 barras e dois outros sistemas de 68 e 538 barras, todos foram eficientes em minimizar as perdas de potência ativa e em discretizar as variáveis de controle discretas.

Wang et al. (2006) propuseram uma abordagem que divide o problema de OVV em dois subproblemas desacoplados: o subproblema VAR e o subproblema Volt. O objetivo do modelo é minimizar as perdas e reduzir as operações de chaveamento de bancos de capacitores e comutação de taps. A comutação de tap do transformador sob carga é tratada e incorporada na função objetivo como uma susceptância capacitiva, dessa forma, apenas o chaveamento dos bancos de capacitores poderia minimizar a função objetivo (subproblema VAr) e a comutação dos taps controlaria a magnitude de tensão nos nós (subproblema Volt). O algoritmo de duas fases é aplicado: na primeira fase, o modelo é otimizado com todas as variáveis contínuas; e, na fase II fórmulas aproximadas foram introduzidas via expansão em Série de Taylor de 1ª ordem para a função objetivo e para as restrições associadas aos limites de magnitudes de tensão. As variáveis de controle são tratadas por aproximações sucessivas. Esse modelo possui algumas limitações, como: o tap dos transformadores são aproximados na solução e o fato da solução de dois subproblemas desacoplados não garantir a otimalidade do estado do sistema. O modelo foi testado no sistema-teste IEEE de 30 nós, segundo os autores o algoritmo apresenta bom tempo computacional.

Liu, Cañizares e Huang (2009) apresentaram um algoritmo baseado em MPI para resolver o problema de OVV com o objetivo de minimizar as perdas limitando o número de operações dos dispositivos de controle. O modelo implementou a discretização das variáveis de controle discretas (comutação sob carga de *tap* de transformador e chaveamento de bancos de capacitores) por uma função penalidade quadrática (LIU; TSO; CHENG, 2002) e a limitação das ações de controle de forma similar a Wang et al. (2006). Os

autores fizeram uma análise comparativa do modelo com os solvers BARON e DICOPT e uma abordagem baseada em AG. O sistema-teste utilizado foi um de 69 nós (BARAN; WU, 1989), os resultados mostraram que a abordagem proposta converge em uma fração do tempo dos outros modelos analisados, sendo que alguns destes modelos não conseguiram convergiram para uma solução o que evidencia a robustez e eficiência da abordagem proposta.

Paudyal, Canizares e Bhattacharya (2011) apresentaram um modelo para resolver o problema de OVV baseado na operação de smart grids com o objetivo de minimizar a demanda de energia dos alimentadores da subestação. As variáveis de controle são o chaveamento de bancos de capacitores shunt e a comutação do tap do transformador sob carga. A abordagem proposta estende o trabalho de Liu, Cañizares e Huang (2009) para um sistema desequilibrado e com a limitação no número de chaveamentos e comutações incorporada à função objetivo como variáveis a serem minimizadas e não mais como uma restrição do problema. A discretização das variáveis de controle é tratada por uma função penalidade quadrática descontínua o que evidencia uma limitação do modelo por não garantir a factibilidade da solução, pois as variáveis podem ser selecionadas fora da região factível se a solução ótima do problema estiver próxima a fronteira. Para evitar essa condição, uma técnica de busca local foi implementada para buscar dois valores discretos e factíveis para caso de uma variável ser violada. Dessa forma, a solução passa a ser não ótima mas ainda é uma boa solução, o que na prática é viável, mas expõe as dificuldades computacionais no tratamento de variáveis discretas. O modelo foi testado no sistemateste IEEE de 13 nós, os autores confirmam a eficácia do modelo em minimizar a demanda de potência do ramal de alimentação com a integração de geração distribuída.

Capitanescu, Bilibin e Ramos (2014) apresentaram um modelo para resolver o problema de OVV contralizado com alta penetração de geração distribuída no contexto de smart grids com variáveis contínuas e discretas. O modelo é abrangente e integra uma diversidade de dispositivos de controle na smart grid: comutação de tap de transformado sob carga, chaveamento de banco de capacitores shunt, acionamento e/ou desligamento de geração distribuída, fator de potência dos geradores distribuídos e chaveamento de disjuntores operados remotamente. O objetivo de modelo é minimizar o corte de geração distribuída pela violação da magnitude de tensão nos nós. Um diferencial do modelo é a possibilidade de operar disjuntores para deslocar a geração distribuída na smart grid para minimizar os cortes dos geradores distribuídos. A abordagem foi validada com 7 casos nos sistemas-teste IEEE de 13 nós modificado e nos sistemas de 137, 273, 409, 545 e 1089 nós.

Vasconcelos, Costa e Lage (2015) apresentaram um algoritmo para resolver o problema de OVV centralizado com variáveis contínuas e discretas. O objetivo do modelo é minimizar as perdas ativas diárias do sistema com as ações de controle associadas à comutação de *tap* do transformador sob carga na subestação e chaveamento de bancos de

capacitores shunt, essas variáveis são tratadas como discretas. O tratamento da variáveis discretas implementado foi apresentado por Soler, Sousa e Costa (2012) e Soler, Asada e Costa (2013), uma função penalidade senoidal é incorporada a função objetivo enquanto as variáveis não assumem valores discretos, pelas características da função senoidal não ocorre penalização da função objetivo quando as variáveis assumem valores discretos. Dessa forma, o problema original de PNLIM foi transformado em um problema de PNL. A discretização ocorre quando a diferença das variáveis de controle ao valor discreto mais próximo não excede um erro especificado. O algoritmo de resolução é iterativo, a cada iteração o problema de OVV é resolvido e caso não haja convergência a penalidade é atualizada por um fator positivo maior que um. Dois sistemas-teste foram testados um com 69 nós e outro com 135 nós, o algoritmo foi modelado em linguagem GAMS e resolvido através do solver IPOPT. Os resultados foram comparados com o modelo com relaxação contínua das variáveis de controle e soluções arredondadas, segundo os autores o algoritmo apresenta boas soluções para o problema de PNLIM.

Após o levantamento e apresentação do estado da arte referente ao problema de OVV centralizada no contexto das *smart grids*, a proposta apresentada neste trabalho consiste na associação das contribuições dos trabalhos de Vargas et al. (2019), Paudyal, Canizares e Bhattacharya (2011) e Vasconcelos, Costa e Lage (2015) considerando-se a penetração da GDFs integrada à microrredes por inversores inteligentes. O modelo matemático foi adaptado de Vasconcelos, Costa e Lage (2015), a modelagem dos inversores inteligentes foi adaptado de Vargas et al. (2019) e a operação dos controles da microrrede foi adaptado de Paudyal, Canizares e Bhattacharya (2011). O tratamento das variáveis de controle discretas foi realizado pela uma função penalidade senoidal quadrática proposta por Soler, Sousa e Costa (2012) e Soler, Asada e Costa (2013).

# Capítulo 3

# Modelagem Estática de Redes de Energia Elétrica

O fluxo de carga ou Fluxo de Potência (FP) em um sistema de energia elétrica consiste na determinação do estado da rede, na distribuição dos fluxos e de outras grandezas calculadas em função das variáveis de estado da rede. Os componentes do sistema são classificados em dois grupos: os componentes conectados a um nó qualquer e ao nóterra (geradores, cargas, reatores e bancos de capacitores), e os componentes conectados entre dois nós (linhas de transmissão, transformadores em-fase e defasadores, e linhas de distribuição) (MONTICELLI, 1983). De acordo com Muñoz (2008), os modelos de análise de SEE fazem parte de uma classe de sistemas não lineares formado por um conjunto de equações algébrico-diferenciais:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f(x, y, \lambda, p) \\ g(x, y, \lambda, p) \end{bmatrix} = F(z, x, \lambda) \tag{1}$$

onde  $x \in \mathbb{R}^{n_x}$  é o vetor das variáveis de estado que representa os estados dinâmicos dos geradores, das cargas e controles do sistema;  $y \in \mathbb{R}^{n_y}$  é o vetor das variáveis dependentes que representa as magnitudes e os ângulos de fase das tensões nodais;  $z = (x,y) \in \mathbb{R}^{n_z}$ ;  $\lambda \in \mathbb{R}_+$  é um parâmetro "incontrolável" que representa o carregamento do sistema em função dos perfis de despacho e de variação da carga; e  $p \in \mathbb{R}^{n_p}$  é o vetor de parâmetros do sistema. A função  $f : \mathbb{R}^{n_x} \times \mathbb{R}^{n_y} \times \mathbb{R}_+ \times \mathbb{R}^{n_p} \mapsto \mathbb{R}^{n_x}$  constitui um campo vetorial não linear associado às variáveis de estado x modelado por um sistema de equações diferenciais. A função  $g : \mathbb{R}^{n_x} \times \mathbb{R}^{n_y} \times \mathbb{R}_+ \times \mathbb{R}^{n_p} \mapsto \mathbb{R}^{n_y}$  constitui um campo vetorial não linear associado às variáveis dependentes y modelado por um sistema de equações algébricas.

Os pontos de equilíbrio  $z_o = (x_o, y_o)$  para  $\lambda$  e p devem satisfazer (1) da seguinte forma:

$$F(z_o, \lambda, p) = \begin{bmatrix} f(z_o, \lambda, p) \\ g(z_o, \lambda, p) \end{bmatrix} = 0$$
 (2)

Para variações suficientemente lentas de  $\lambda$  (hipótese *quasi*-estática), os pontos de equilíbrio de (2) podem ser obtidos na prática a partir de (MUÑOZ, 2008):

$$G(\hat{z}_o, \lambda, p) = G|_o = 0 \qquad \subset \qquad F(z_o, \lambda, p) = F|_o = 0 \tag{3}$$

onde  $\hat{z}_o \in \mathbb{R}^{\hat{z}} \subseteq z_0$  é o conjunto das magnitudes e ângulos de fase das tensões nodais da rede; e  $G|_o = 0$  são as equações de balanço de potência ativa e reativa nos nós da rede, sendo  $G \subseteq g$ .

## 3.1 Formulação Básica do Fluxo de Potência

As equações básicas do FP são obtidas aplicando-se a conservação das potências ativas e reativas em cada nó do sistema, a segunda lei de Kirchhoff para expressar os fluxos de potências ativa e reativa nos componentes internos da rede em função das tensões fasoriais nodais terminais, e um conjunto de inequações para representar as restrições técnicas e operacionais. Na formulação básica do FP cada nó k da rede possui quatro grandezas associadas:

- a magnitude da tensão  $V_k$  no nó;
- o ângulo de fase da tensão  $\theta_k$  no nó;
- a injeção líquida de potência ativa  $P_k$  no nó;
- e a injeção líquida de potência reativa  $Q_k$  no nó.

Os nós da rede são classificados de acordo com as grandezas conhecidas e desconhecidas:

- 1. Nó  $V\theta$  ou nó slack, utilizado para fornecer a referência angular da rede, já que o problema de FP é indeterminado para as variáveis  $\theta$ , e fechar o balanço de potência da rede:
  - $V_k$  e  $\theta_k$  são especificados;
  - $P_k$  e  $Q_k$  são incógnitas.
- 2. Nós PV são os nós de geração:

- $V_k$  e  $P_k$  são especificados;
- $Q_k$  e  $\theta_k$  são incógnitas.
- 3. Nós PQ são os nós de carga:
  - $P_k$  e  $Q_k$  são especificados;
  - $V_k$  e  $\theta_k$  são incógnitas.

A aplicação da conservação das potências ativas e reativas em cada nó do sistema consiste em igualar as injeções de potência ativa e reativa em um nó k ao somatório dos fluxos de potência ativa e reativa que fluem do nó k para os nós m conectados ao nó k por linhas de transmissão, transformadores em-fase e defasadores, e/ou linhas de distribuição (MONTICELLI, 1983):

$$P_k - \sum_{m \in \Omega_k} P_{km}(V_k, V_m, \theta_k, \theta_m, t_{km}) = 0 \qquad \forall k \in \mathcal{B}$$
(4a)

$$Q_k + Q_k^{sh}(V_k, b_k^{sh}) - \sum_{m \in \Omega_k} Q_{km}(V_k, V_m, \theta_k, \theta_m, t_{km}) = 0 \qquad \forall k \in \mathcal{B}$$
(4b)

onde:

- $\Omega_k$  é o conjunto de nós conectados à barra k;
- $\mathcal{B}$  é o conjunto de nós do sistema;
- $V_k$  e  $V_m$  são as magnitudes de tensão nodais nos terminais do ramo k-m;
- $\theta_k$  e  $\theta_m$  são os ângulos de fase das tensões nodais nos terminais do ramo k-m
- $t_{km}$  é o tap do transformador em-fase associado ao ramo k-m;
- $P_{km}$  e  $Q_{km}$  são os fluxos de potência ativa e reativa do ramo k-m;
- $Q_k^{sh}$  é a parcela da injeção de potência reativa pelo elemento *shunt* no nó k, dada por  $Q_k^{sh} = b_k^{sh} V_k^2$ , sendo  $b_k^{sh}$  a susceptância equivalente do elemento *shunt* conectado ao nó k.

Em (4), os fluxos de potência ativa e reativa em um ramo k-m são dados, respectivamente, por (LAGE, 2013):

$$P_{km} = g_{km} \frac{1}{t_{km}^2} V_k^2 - \frac{1}{t_{km}} V_k V_m \left[ g_{km} \cos(\theta_{km} - \varphi_{km}) + b_{km} \sin(\theta_{km} - \varphi_{km}) \right]$$
 (5a)

$$Q_{km} = -\left(b_{km} \frac{1}{t_{km}^{2}} + b_{km}^{sh}\right) V_{k}^{2} + \frac{1}{t_{km}} V_{k} V_{m} \left[b_{km} \cos(\theta_{km} - \varphi_{km}) - g_{km} \sin(\theta_{km} - \varphi_{km})\right]$$
(5b)

$$P_{mk} = g_{km}V_m^2 - \frac{1}{t_{km}}V_kV_m \left[g_{km}\cos(\theta_{km} - \varphi_{km}) - b_{km}\sin(\theta_{km} - \varphi_{km})\right]$$
 (5c)

$$Q_{mk} = -\left(b_{km} + b_{km}^{sh}\right) V_m^2 + \frac{1}{t_{km}} V_k V_m \left[b_{km} \cos(\theta_{km} - \varphi_{km}) + g_{km} \sin(\theta_{km} - \varphi_{km})\right]$$
(5d)

onde:

•  $g_{km}$  e  $b_{km}$  são, respectivamente, a condutância série e a susceptância série da linha:

$$g_{km} = \frac{r_{km}}{r_{km}^2 + x_{km}^2}$$
 e  $b_{km} = -\frac{x_{km}}{r_{km}^2 + x_{km}^2}$ 

onde  $r_{km}$  é a resistência série e  $x_{km}$  é a reatância série do ramo k-m.

•  $b_{km}^{sh}$  é o elemento shunt de linha;

Em (5), para linhas de transmissão e distribuição,  $t_{km}=1$  e  $\varphi_{km}=0$ ; para transformadores em-fase,  $b_{km}^{sh}=0$  e  $\varphi_{km}=0$ ; para defasadores,  $b_{km}^{sh}=0$  e  $t_{km}=1$ .

Por fim, as restrições operacionais da rede são:

1. limites de geração de potência reativa pelos geradores:

$$Q_k^{min} \leqslant Q_k(V, \theta, t, b^{sh}) \leqslant Q_k^{max} \qquad \forall k \in \mathcal{G}$$

onde  $\mathcal{G}$  é o conjunto de nós de geração.

2. limites das magnitudes de tensão:

$$V_k^{min} \leqslant V_k \leqslant V_k^{max} \qquad \forall \ k \in \mathcal{C}$$

onde  $\mathcal{C}$  é o conjunto de nós de carga do sistema.

3. limites dos taps dos transformadores em-fase:

$$t_{km}^{min} \leqslant t_{km} \leqslant t_{km}^{max} \qquad \forall k, m \in \mathcal{T}$$

onde  $\mathcal{T}$  é o conjunto de ramos k-m com transformadores com tap ajustável.

4. limites dos shunts nos nós do sistema:

$$b_k^{sh^{min}} \leqslant b_k^{sh} \leqslant b_k^{sh^{max}} \qquad \forall \ k \in \mathcal{B}^{sh}$$

onde  $\mathcal{B}^{sh}$  é o conjunto de nós com elemento shunt conectado ao nó k.

## 3.2 Resolução do Problema de Fluxo de Potência

No problema de FP são dados:  $P_k$  e  $V_k$  nos nós PV;  $P_k$  e  $Q_k$  nos nós PQ; e  $V_k$  e  $\theta$  no nó  $V\theta$ ; e deseja-se calcular:  $V_k$  e  $\theta$  nos nós PQ;  $Q_k$  e  $\theta$  nos nós PV; e  $P_k$  e  $Q_k$  nos nós  $V\theta$ . O problema de FP é decomposto em dois subsistemas de equações algébricas.

#### • Subsistema 1:

Nesse subproblema são dados  $P_k$  e  $Q_k$  nos nós PQ,  $P_k$  e  $V_k$  nos nós PV, e pretendese calcular  $V_k$  e  $\theta$  nos nós PQ e  $\theta$  nos nós PV. Portanto, o Subsistema 1 trata-se de um problema com  $2n_{pq} + n_{pv}$  equações algébricas não lineares (onde  $n_{pv}$  e  $n_{pq}$  são, respectivamente, o número de nós PV e PQ), e pode ser expresso da seguinte forma:

$$P_k - \sum_{m \in \Omega_k} P_{km}(V_k, V_m, \theta_k, \theta_m, t_{km}) = 0 \qquad \forall k \in \mathcal{G}' \cup \mathcal{C}$$

$$Q_k + Q_k^{sh}(V_k, b_k^{sh}) - \sum_{m \in \Omega_k} Q_{km}(V_k, V_m, \theta_k, \theta_m, t_{km}) = 0 \qquad \forall \ k \in \mathcal{B}$$

onde  $\mathcal{G}'$  é o conjunto dos nós de geração, exceto o nó slack.

#### • Subsistema 2:

Após a resolução do Subsistema 1, o estado da rede  $(V_k, \theta_k)$  é conhecido, deseja-se calcular  $P_k$  e  $Q_k$  no nó  $V\theta$  e  $Q_k$  nos nós PV. Portanto, o Subsistema 2 trata-se de um problema com  $n_{pv} + 2$  equações algébricas não lineares com o mesmo número de incógnitas, e pode ser expresso da seguinte forma:

$$P_k - \sum_{m \in \Omega_k} P_{km}(V_k, V_m, \theta_k, \theta_m, t_{km}) = 0 \qquad \forall k \in V\theta$$

$$Q_k + Q_k^{sh}(V_k, b_k^{sh}) - \sum_{m \in \Omega_k} Q_{km}(V_k, V_m, \theta_k, \theta_m, t_{km}) = 0 \qquad \forall \ k \in \mathcal{G}$$

As variáveis do Subsistema 1 são implícitas, o que torna necessário o uso de métodos iterativos para a sua resolução. Dentre esses métodos, destacam-se o método de Newton-Raphson, o método desacoplado e o método desacoplado rápido (MONTICELLI, 1983). Já as variáveis do Subsistema 2 são explícitas, o que torna o seu processo de resolução direto.

O processo iterativo de resolução do Subsistema 1 deve parar quando os erros das equações de balanço de potência ativa e reativa atingirem uma tolerância predeterminada. Se a solução encontrada for infactível do ponto de vista técnico-operacional, ou seja, quando alguma das restrições operacionais é violada, torna-se necessária a realização de ajustes nas variáveis associadas aos dispositivos de controle da rede elétrica, para então, resolver o Subsistema 1 novamente. Isso pode tornar a convergência mais lenta ou até mesmo, em alguns casos, inviável. Além desses fatores, a inclusão de ajustes das variáveis na modelagem para corrigir violações operacionais causa, frequentemente, soluções múltiplas para um mesmo problema (MONTICELLI, 1983).

Dessa forma, operadores experientes conseguem utilizar o FP para resolver violações na rede para situações localizadas através de ajustes nas variáveis de controle. Entretanto, quando o número de variáveis a serem ajustadas aumenta, a convergência do FP se torna um processo de tentativas e erros. Para superar essas dificuldades, a OVV centralizada se apresenta como a melhor alternativa para a resolução desse problema.

# Capítulo 4

# Otimização Volt/Var Centralizada Aplicada a Microrredes

Neste capítulo é apresentada a modelagem do problema de OVV centralizada no contexto de microrredes com a integração de inversores inteligentes inteligentes que é o foco deste trabalho.

## 4.1 O Problema de OVV

O problema de OVV determina o estado ótimo de um SEE em função de um determinado desempenho operacional, sujeito ao balanço de potência ativa e reativa nas barras do sistema, respeitando os limites operacionais (VASCONCELOS, 2017). Nessa seção é apresentada a configuração do problema de OVV em uma microrrede.

O problema de OVV tem como principal objetivo, em uma microrrede, manter as magnitudes de tensão dos nós dentro de um intervalo determinado em um horizonte de planejamento estabelecido, utilizando para isso a operação ótima dos dispositivos de controle disponíveis. Entretanto, outros objetivos podem ser alcançados, como apresentado em Markushevich (2011):

 Minimização da demanda (kW) no horário de pico: a redução do fluxo de potência ativa no alimentador da subestação em períodos de pico diminui a corrente circulante nos trechos dos alimentadores e nos ramos da *smart grid*, o que diminui o carregamento nesse período evitando a hiperpotencialização nos equipamentos da subestação;

- Conservação de energia (kWh): esse objetivo é similar ao de minimização da demanda, a diferença é que em aplicações com longos horizontes de planejamento ocorre uma redução mais significativa do consumo de energia;
- Controle de reativos nos alimentadores: esse objetivo busca manter o fator de potência nas subestações e alimentadores próximos de 1; e,
- Minimização das perdas no sistema de distribuição;
- Minimização dos desvios de magnitudes de tensão;

Ainda assim, a implementação do controle Volt/VAr em microrredes poderá ser modelado em três níveis diferentes:

- Controle Volt/VAr Centralizados: são modelagens em que todos os dispositivos, equipamentos e recursos são geridos em uma central de controle, por sistemas de comunicação, onde são tomadas as ações de controle. As informações das medições da microrredes são enviadas para o centro de controle por algum meio de comunicação para ser tratada, planejada e executada para atingir o objetivo do controle Volt/VAr;
- Controle Volt/VAr Descentralizados: nessa configuração, a microrrede possui sistemas de tratamento de dados em lugares distintos. Assim, as informações destes dispositivos são enviadas para o tratamento e processamento. As tomadas de decisão estão distribuídas entre os dispositivos da microrrede;
- Controle Volt/VAr Localizado: Nesta configuração, o controle Volt/VAr é empregado em alguns locais da microrrede. Os dispositivos de controle possuem alguma lógica ou controlador integrado que permite tomar decisões em função do tratamento das grandezas elétricas recebidas de medições locais.

## 4.1.1 Dispositivos de Controle de OVV em Microrredes

Os dispositivos utilizados para controle da magnitude de tensão em SEE foram desenvolvidos e aprimorados para executar funções com segurança e eficiência. Esses equipamentos são classificados em: dispositivos de compensação em série (transformadores com comutação de *tap* sob carga e reguladores de tensão); e, dispositivos de compensação em derivação (bancos de capacitores *shunt*) (MELLO, 2018).

A operação de dispositivos de comutação em série possui a capacidade de alterar as magnitudes de tensão dos nós a jusante da instalação dos mesmos, já a operação de dispositivos de comutação em derivação ou *shunt* possui a capacidade de alterar as magnitudes de tensão dos nós tanto a jusante como a montante do dispositivo. A Figura 2 ilustra a operação dos dispositivos para controle de magnitude de tensão.

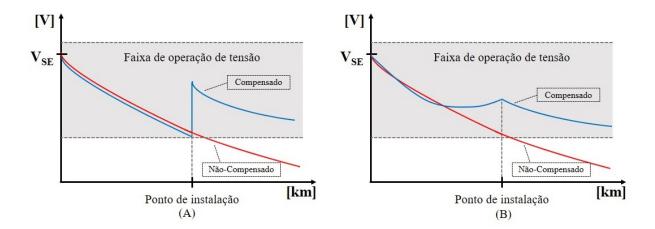


Figura 2 – Representação genérica da operação dos dispositivos para controle de magnitude de tensão conectados na microrrede. (a) Dispositivos de compensação em série. (b) Dispositivos de compensação em derivação (MELLO, 2018).

#### 4.1.1.1 Transformadores de potência com comutação de tap sob carga (OLTC)

Os transformadores dispostos no SEE possuem diversas funções, os dispositivos locados nas subestações de distribuição tem o objetivo de rebaixar as tensões do sistema de transmissão ou subtransmissão ( $\geq 69kV$ ) para níveis de distribuição primária ( $\leq 34,5kV$ ), esses transformadores são dispositivos de compensação em série. Os transformadores locados nos alimentadores primários dos sistemas de distribuição tem a função de rebaixar a tensão primária de distribuição para a tensão secundária de distribuição ( $\geq 380V$ ) para consumo de grande parte dos clientes e em alguns casos de clientes especiais, geralmente indústrias, a conexão é feita em média tensão, esses transformadores não possuem controlam a magnitude de tensão possuem a função apenas de rebaixar, ou seja, possuem tap fixo.

Uma das principais funções no controle Volt é a regulação de tensão pela comutação das derivações ou TAPs dos transformadores de potência com derivação em carga. Essa comutação pode ser realizada com o auxílio de um relé regulador automático de tensão que monitora o valor de tensão de saída nos enrolamentos do secundário do transformador e o compara com o valor nominal realizando o chaveamento quando necessário.

#### 4.1.1.2 Reguladores de tensão

Um regulador de tensão é um equipamento monofásico com conexão trifásica, instalados em pontos em que a tensão não está sendo compensada pela queda de tensão no sistema de distribuição. Os reguladores de tensão são dispositivos com um autotransformador com um mecanismo de comutação de *tap* podendo operar para elevar ou rebaixar a tensão. O controle de magnitude de tensão é realizado pela variação do número de enrolamentos série do autotransformador.

Os reguladores de tensão convencionais tem a capacidade de variar a magnitude de tensão em  $\pm 10\%$ , geralmente em 32 passos, 16 para elevar a tensão e 16 para rebaixar, cada um dos passos representa 5/8% de variação da tensão, ou seja 0,00625pu. A comutação é controlada por controladores automáticos ou por comando do operador do sistema (VASCONCELOS, 2017).

#### 4.1.1.3 Bancos de Capacitores

O principal controle VAr em sistemas de distribuição é o chaveamento de bancos de capacitores que são instalados no secundário das subestações e nos alimentadores primários de distribuição para injeção de potência reativa capacitiva nos nós onde são instalados com o objetivo de atender as necessidades do sistema. Os bancos de capacitores são dispositivos de compensação em derivação e são modelados como susceptâncias conectadas entre uma barra k e o nó terra (derivação shunt) e representados por  $b_k^{sh}$  (MELLO, 2018) podem ser modelados como  $b_k^{sh}V_k^2$  ou como uma injeção constante de  $Q_k^{(sh)}$ .

Os bancos de capacitores podem ter vários módulos comutáveis de mesma potência ou apenas um único módulo. A operação pode ser fixa ou chaveada que pode ser controlado de forma automática, por sensores na rede ou por comando do operador do sistema.

#### 4.1.1.4 Inversores Inteligentes em Microrredes

O conceito de microrredes trabalha com a possibilidade de comunicação entre os dispositivos presentes no SEE. Há diversos trabalhos na literatura que propõem arquiteturas de comunicação para inversores inteligentes, sendo alguns voltados ao controle de magnitudes de tensão, como em Ferreira et al. (2019), no qual uma infraestrutura de comunicação para o controle da magnitude da tensão em sistemas de transmissão de potência é proposta; em Loia, Vaccaro e Vaisakh (2013) é proposta uma arquitetura de controle de tensão descentralizada e não hierárquica baseada em agentes fuzzy cooperativos; e em Ibrahim e Salama (2015) um estudo foi realizado para para avaliar a performance da comunicação no controle de inversores inteligentes com o objetivo de controlar as magnitudes de tensão em redes de distribuição.

Um inversor inteligente para sistemas fotovoltaicos é um conversor de corrente contínua para corrente alternada, conectado na rede de distribuição, dotado de um sistema de comunicação e que possa operar em diferentes modos de injeção de potência ativa e/ou reativa, conforme seja estabelecido pelo centro de operações da rede. Para isso, é essencial que a GDF tenha a capacidade de injetar energia na rede por meio dos painéis fotovoltaicos, bem como armazenar energia em baterias ou supercapacitores, com a finalidade de gerenciar as injeções de potência ativa e reativa nos quatro quadrantes, a Figura 3 mostra as faixas de operação por quadrante do inversor inteligente.

A operação de inversores inteligentes nos quadrantes 1 e 2 é caracterizada pela injeção de potência ativa com o fator de potência variável entre 0 e 1, podendo operar injetando

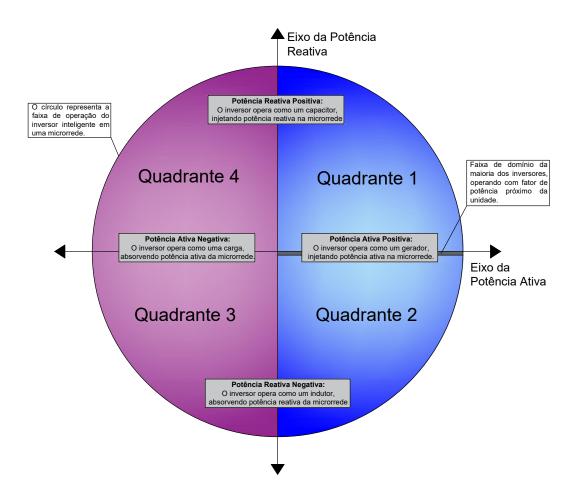


Figura 3 – Representação da operação por quadrantes dos inversores inteligentes.

energia reativa (quadrante 1) ou absorvendo energia reativa (quadrante 2). Já a operação de inversores inteligentes nos quadrantes 3 e 4 é caracterizado pelo comportamento do equipamento como uma carga com fator de potência variando entre 0 e 1, podendo operar consumindo energia reativa do sistema (quadrante 3) ou injetando energia reativa (quadrante 4). A maioria dos inversores operam com fator de potência unitário em que toda a potência aparente disponível é convertida em potência ativa.

Dessa forma, seguindo os padrões da norma IEEE 1547-2018, o controle empregado neste estudo permite a operação no modo OVV por meio do ajuste da magnitude e fase de tensão nos inversores inteligentes, controlando, portanto, as potências ativa e reativa, injetada ou absorvida da rede.

O sincronismo de fase, para que ocorra a integração dos inversores inteligentes à rede, é realizado por meio do algoritmo de bloqueio de fase (*Phase Locked Loop - PLL*) que produz uma referência sincronizada em fase e frequência com o sinal de entrada (tensão da rede). O PLL tem papel fundamental no rastreamento do ângulo de tensão do sistema CA no PAC.

Para controlar as potências ativa e reativa que serão fornecidas pelo inversor inteligente é utilizada a transformação de Park ( $dq\theta$ ). Na transformada de Park os sinais no referencial trifásico (abc) são convertidos para um referencial de duas coordenadas síncronas ( $dq\theta$ ). O controle em coordenadas  $dq\theta$  permite que os sinais passem de um sistema de característica de sinal alternado para um sistema com característica de sinal contínuo, separando o controle de potência ativa no eixo direto (d) e o controle de potência reativa no eixo de quadratura (q) (RANGARAJAN; COLLINS; FOX, 2019). Além disso, o fato dos sinais terem a característica em corrente contínua permite que o controle em  $dq\theta$  utilize controladores proporcional-integral (PI), zerando o erro de regime permanente.

## 4.2 Modelagem Estática do Problema de OVV

O problema de OVV é uma funcionalidade de difícil aplicação por ser uma otimização restrita, não linear, de grande porte, não convexo, estático, multiperíodo, com variáveis contínuas e discretas, tornando a resolução complexa e dificultando ainda mais a aplicação real (on line) a medida que o sistema aumenta (MAZZINI, 2016). Entretanto, a análise da solução do problema de OVV fornece informações importantes para ajustes na microrrede que melhorem o desempenho do SEE, assim, o problema de OVV pode ser expresso como:

min 
$$Z = \sum_{t=1}^{T} f(x^{(t)}, y^{(t)})$$
 (8a)

s.a: 
$$g(x^{(t)}, y^{(t)}) = 0,$$
  $\forall t \in \mathcal{T}$  (8b)

$$h(x^{(t)}, y^{(t)}) \le 0,$$
  $\forall t \in \mathcal{T}$  (8c)

$$x_{min} \le x^{(t)} \le x_{max}, \qquad \forall t \in \mathcal{T}$$
 (8d)

$$y^{(t)} \in \mathcal{D}_y,$$
  $\forall t \in \mathcal{T}$  (8e)

em que:

- t representa cada intervalo de discretização do horizonte de planejamento  $\mathcal{T} = \{1, \dots, T\};$
- $x^{(t)} \in \mathbb{R}^m$  representa o vetor das variáveis de decisão contínuas do problema, cujos limites inferiores e superiores são dados, respectivamente, pelos vetores  $x_{min} \in \mathbb{R}^m$  e  $x_{max} \in \mathbb{R}^m$ ;
- $y^{(t)} \in \mathbb{R}^n$  representa o vetor das variáveis de decisão discretas do problema, cujos valores são definidos pelo conjunto  $\mathcal{D}_y$ ;
- A função objetivo  $Z: \mathbb{R}^m \cup \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}$  consiste no somatório dos desvios quadráticos das magnitudes de tensão nodais da RD;

- $g: \mathbb{R}^m \cup \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}^r$  representa as restrições de igualdade do problema e consiste nas equações de balanço de potência ativa e reativa nos nós da RD, com r < m + n; e,
- $h: \mathbb{R}^m \cup \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}^s$  representa as restrições de desigualdade funcionais do problema.

Os problemas de otimização em microrredes são classificados em função das variáveis de controle consideradas no modelo do problema. As abordagens que tratam as variáveis associadas à potência reativa como variáveis para controlar as magnitude de tensão nos nós constituem uma classe chamada OVV.

Neste estudo foram consideradas dois problemas de OVV, o problema de minimização dos desvios de magnitudes de tensão e o problema de minimização das perdas ativas. O problema de minimização dos desvios de magnitudes de tensão busca atualizar as variáveis de controle com o objetivo de manter as magnitudes de tensão dos nós da rede o mais próximo de 1,0 por unidade (p.u.), assim, é esperado um aumento no fluxo de energia reativa nos ramos da microrrede. Já o problema de minimização das perdas ativas vai atualizar as variáveis de controle com o objetivo de elevar a magnitude de tensão nos nós da microrrede, diminuindo o fluxo de energia reativa nos ramos.

Por se tratar de problemas de OVV em que os ajustes das variáveis de controle resultam em efeitos opostos em uma microrrede, as funções objetivos foram simuladas separadamente e os seus resultados foram analisados e comparados de forma apresentar as características de cada abordagem.

# 4.3 Minimização do Desvio das Magnitudes de Tensão em Microrredes com Integração da GFD por Inversores Inteligentes

No contexto de microrredes, este trabalho tem como um dos objetivos a modelagem e a resolução de um problema de OVV que consiste na minimização dos desvios de magnitude de tensão em microrredes para o planejamento de véspera da operação horária com GDF integrada por inversores inteligentes para um fator de potência controlável. Cabe ressaltar que, por se tratar de um planejamento no curto prazo, a injeção de potência na RD pela GDF pode ser considerada determinística e a modelagem dos inversores inteligentes é feita de acordo com (PRIOSTE; ALVARES, 2018).

O modelo considera os *taps* dos transformadores nas subestações e as susceptâncias equivalentes dos bancos de capacitores como variáveis de controle discretas (VASCONCE-LOS; COSTA; LAGE, 2015), e, portanto, esse problema de OVV é formulado matematicamente como um problema de PNLIM de grande porte, estático e não convexo (LIU; CAÑIZARES; HUANG, 2009).

$$\min \sum_{t=1}^{T} \sum_{k \in \mathcal{C}} (1 - V_k^{(t)})^2 \tag{9a}$$

s.a: 
$$P_k^{(t)} + P_k^{fv(t)} - \sum_{m \in \Omega_k} P_{km}^{(t)}(V^{(t)}, \theta^{(t)}, t_{km}^{(t)}) = 0,$$
  $\forall k \in \mathcal{C}, \forall t \in \mathcal{T}$  (9b)

$$Q_k^{(t)} + Q_k^{fv(t)} + b_k^{sh(t)} V_k^{(t)^2} - \sum_{m \in \Omega_k} Q_{km}^{(t)} (V^{(t)}, \theta^{(t)}, t_{km}^{(t)}) = 0, \qquad \forall k \in \mathcal{C}, \ \forall t \in \mathcal{T}$$
 (9c)

$$S_k^{fv(t)} = \sqrt{P_k^{fv(t)^2} + Q_k^{fv(t)^2}}, \qquad \forall k \in \mathcal{F}, \ \forall t \in \mathcal{T}$$
 (9d)

$$0 \le P_f^{(t)} \le S_f^{(t)}, \qquad \forall f \in \mathcal{F}, \ \forall t \in \mathcal{T}$$
 (9e)

$$|Q_f^{(t)}| \le S_f^{(t)}, \qquad \forall f \in \mathcal{F}, \ \forall t \in \mathcal{T} \tag{9f}$$

$$V_k^{min} \le V_k^{(t)} \le V_k^{max}, \qquad \forall k \in \mathcal{B}$$
 (9g)

$$b_k^{sh} \in \mathcal{B}_k^{sh},$$
  $\forall k \in \mathcal{B}^{sh}$  (9h)

$$t_{km} \in \mathcal{D}_{km}^{tap}, \qquad \forall k, m \in \mathcal{J}$$
 (9i)

#### em que:

- $V^{(t)}$  e  $\theta^{(t)}$  são variáveis contínuas associadas às magnitudes e aos ângulos de fase das tensões nodais no intervalo de discretização t do horizonte de planejamento  $\mathcal{T}$ ;
- C é o conjunto dos nós de carga da RD;
- $P^{fv(t)}$  e  $Q^{fv(t)}$  são variáveis contínuas associadas às injeções de potência ativa e reativa por inversores inteligentes que integram a GDF à *smart grid* (os nós que não possuem GDF integrada por inversores inteligentes têm  $P^{fv(t)}$  e  $Q^{fv(t)}$  iguais a zero);
- $t^{(t)}$  e  $b^{sh(t)}$  são variáveis de controle discretas associadas, respectivamente, aos taps de transformadores abaixadores nas subestações e às susceptâncias equivalentes dos bancos de capacitores chaveados remotamente ao longo dos alimentadores primários;
- $P^{(t)}$  e  $Q^{(t)}$  são as injeções líquidas de potência ativa e reativa nos nós da RD;
- $S^{fv(t)}$  é um parâmetro determinístico associado à injeção de potência aparente na RD pela GDF não superior à potência nominal do inversor inteligente;
- $P_{km}^{(t)}$  e  $Q_{km}^{(t)}$  são os fluxos de potência ativa e reativa nas linhas entre os nós k e m;
- $\mathcal{J}$  é o conjunto dos ramos associados a transformadores abaixadores nas subestações;
- ullet e  $\mathcal{B}^{sh}$  é o conjunto dos nós com bancos de capacitores chaveados remotamente ao longo dos alimentadores primários;

As restrições (9b) e (9c) são as equações tradicionais que modelam os fluxos de potência ativa e reativa nos nós da microrrede. A restrição (9d),(9e) e (9f) modela a injeção de potência ativa e reativa na microrrede pela integração da GDF por inversores inteligentes, essas restrições garantem que a operação dos inversores se mantenham nos quadrantes 1 e 2 (Figura 3). Por fim,  $\mathcal{F}$  é o conjunto dos nós da microrrede com GDF integrada por inversores inteligentes;  $\Omega_k$  é o conjunto de todos os nós conectados ao nó k.

# 4.4 Minimização das Perdas Ativas em Microrredes com Integração da GFD por Inversores Inteligentes

O problema de minimização de perdas em redes de distribuição é um importante recurso para o planejamento da operação de microrredes. O modelo do problema de minimização das perdas é apresentado na equação (10), as restrições do modelo incluem a integração centralizada de inversores inteligentes.

$$\min \sum_{t=1}^{T} \sum_{\{k,m\} \in \mathcal{L} \cup \mathcal{J}} g_{km} \left( \frac{1}{t_{km}^{2(t)}} V_k^{2(t)} + V_m^{2(t)} - 2 \frac{1}{t_{km}^{(t)}} V_k^{(t)} V_m^{(t)} \cos \theta_{km}^{(t)} \right)$$
(10a)

s.a: 
$$P_k^{(t)} + P_k^{fv(t)} - \sum_{m \in \Omega_k} P_{km}^{(t)}(V^{(t)}, \theta^{(t)}, t_{km}^{(t)}) = 0,$$
  $\forall k \in \mathcal{C}, \forall t \in \mathcal{T}$  (10b)

$$Q_k^{(t)} + Q_k^{fv(t)} + b_k^{sh(t)} V_k^{(t)^2} - \sum_{m \in \Omega_k} Q_{km}^{(t)} (V^{(t)}, \theta^{(t)}, t_{km}^{(t)}) = 0, \qquad \forall k \in \mathcal{C}, \forall t \in \mathcal{T}$$
 (10c)

$$S_k^{fv(t)} = \sqrt{P_k^{fv(t)^2} + Q_k^{fv(t)^2}}, \qquad \forall k \in \mathcal{F}, \forall t \in \mathcal{T}$$
 (10d)

$$0 \le P_f^{(t)} \le S_f^{(t)}, \qquad \forall f \in \mathcal{F}, \forall t \in \mathcal{T}$$
 (10e)

$$|Q_f^{(t)}| \le S_f^{(t)}, \qquad \forall f \in \mathcal{F}, \forall t \in \mathcal{T}$$
 (10f)

$$V_k^{min} \le V_k^{(t)} \le V_k^{max}, \qquad \forall k \in \mathcal{B}$$
 (10g)

$$b_k^{sh} \in \mathcal{B}_k^{sh},$$
  $\forall k \in \mathcal{B}^{sh}$  (10h)

$$t_{km} \in \mathcal{D}_{km}^{tap}, \qquad \forall k, m \in \mathcal{J}$$
 (10i)

# Capítulo 5

# Metodologia de Resolução do Problema de OVV

A resolução do problema (9) e (10) possui dificuldades por se tratar de uma PNLIM. Segundo (BELOTTI et al., 2013), pode-se dividir as técnicas de resolução de problemas de PNLIM em quatro categorias clássicas: Branch-and-Bound, Branch-and-Cut, Outer Approximations e Decomposição de Benders generalizada. Entretanto, essas técnicas demandam alto custo computacional para problemas de grande porte em que o número de variáveis de controle discretas é elevado (LIU; CAÑIZARES; HUANG, 2009; SOLER; SOUSA; COSTA, 2012; SOLER; ASADA; COSTA, 2013). Entretanto, com o objetivo de garantir a robustez e a eficiência desse modelo, existem metodologias propostas na literatura correlata que não utilizam técnicas de PNLIM e propõem alternativas como técnicas de arredondamento (LIU; CAÑIZARES; HUANG, 2009), de excursão de pontos interiores à região factível delimitada pelos planos de corte (LIU et al., 2009), funções penalidade quadrática com suavização da função barreira logarítmica (LIU; TSO; CHENG, 2002), análise de sensibilidade por variáveis duais (Capitanescu; Wehenkel, 2010), métodos de otimização global com lógica fuzzy (LIANG; CHEN; CHEN, 2011), algoritmos evolutivos (HU et al., 2002) e funções penalidade senoidal quadrática (SOLER; SOUSA; COSTA, 2012; SOLER; ASADA; COSTA, 2013).

A metodologia adotado para resolver os problemas apresentados nas modelagens (9) e (10) foi a penalidade senoidal quadrática. As variáveis penalizadas são: o tap do transformador abaixador e a susceptância shunt dos bancos de capacitores. A penalidade senoidal permite utilizar métodos de PNL que facilitam a resolução do problema utilizando solvers comerciais.

# 5.1 Tratamento da Variáveis Discretas: Penalidade Senoidal Quadrática

A metodologia de tratamento das variáveis de controle discretas do problema (9) e (10) consiste no emprego da técnica de PNL com funções penalidade senoidal quadrática apresentada em Soler, Sousa e Costa (2012), Soler, Asada e Costa (2013). A função penalidade senoidal quadrática é incorporada à função objetivo do problema com o objetivo de impedir que as variáveis discretas assumissem valores não discretos. Essa função penalidade senoidal quadrática  $\phi : \mathbb{R} \mapsto [0,1]$  assume valor zero quando  $y_k^{(t)}$  assume um valor discreto e pode ser expressa matematicamente por:

$$\phi(y_k^{(t)}) = \gamma \sum_{t=1}^{T} \left[ \text{sen}\left(\frac{y_k^{(t)}}{s_k^{(t)u} - s_k^{(t)l}}\right) \pi + \alpha_k \right]^{2\beta}$$
(11)

em que:

- $\gamma$  é um parâmetro positivo,  $\gamma \leq 0$ , que determina a amplitude da função  $\phi(y_k^{(t)})$ ;
- $\beta$  é um parâmetro inteiro positivo que altera a forma da função  $\phi(y_k^{(t)})$ ;
- $s_k^{(t)u}$  é o valor discreto imediatamente superior a  $y_k^{(t)}$ ;
- $s_k^{(t)l}$  é o valor discreto imediatamente inferior a  $y_k^{(t)}$ ;
- $\alpha_k$  é uma constante definida no intervalo  $[0, \pi)$  tal que a função penalidade senoidal quadrática se anule para valores de  $y^{(t)}$  definidos em  $\mathcal{D}_y$ . A constante  $\alpha_k$  é definida por:

$$\alpha_k = \left( \left\lceil \frac{s_k^{(t)u}}{s_k^{(t)u} - s_k^{(t)l}} \right\rceil - \left( \frac{s_k^{(t)l}}{s_k^{(t)u} - s_k^{(t)l}} \right) \right) \pi \tag{12}$$

- em que  $\lceil \cdot \rceil$  é a função ceil que arredonda qualquer número real para o inteiro superior imediato.

## 5.1.1 Efeito dos Parâmetros $\gamma$ e $\beta$ na Função $\phi(y)$

Os parâmetros  $\gamma$  e  $\beta$  influenciam, respectivamente, a forma e a amplitude da função senoidal. A Figura 4 apresenta as curvas de uma função penalidade com mudanças no valor de  $\beta$ , quanto menor for o parâmetro  $\beta$  menor será o intervalo no perímetro do valor discreto da variável, ou seja, menor será a área de influência da função penalidade, o que poderia comprometer a qualidade do resultado.

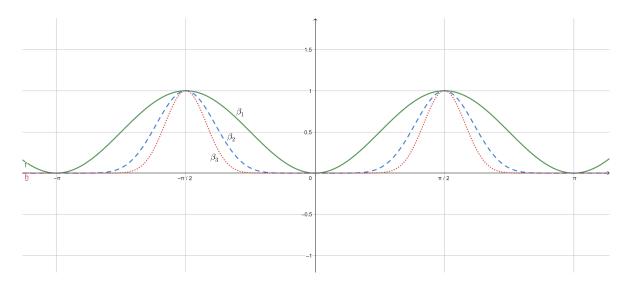


Figura 4 – Efeito  $\beta$  na função objetivo, em que,  $\beta_1=1,\ \beta_2=4$  e  $\beta_3=8.$ 

A Figura 5 apresenta o comportamento da função penalidade na função objetivo com a variação do parâmetro  $\gamma$ . A amplitude da função penalidade senoidal é fundamental para a discretização das variáveis. Para valores baixos de  $\gamma$  a diferença entre o ponto discreto e não discreto é pequena o que pode comprometer a qualidade da resolução do problema. Entretanto, o aumento do valor de  $\gamma$  cria extremos locais pela penalização da função objetivo e pode induzir o método de resolução a convergir em pontos pré-determinados como variáveis discretas.

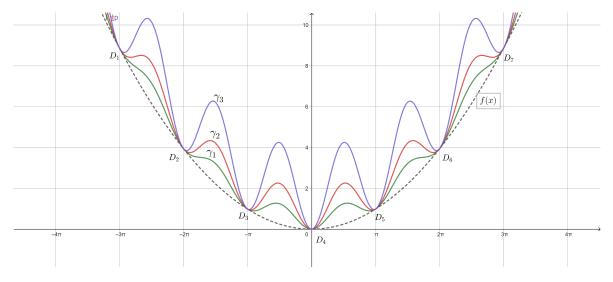


Figura 5 – Função objetivo penalizada, de modo que,  $\beta=1$  e  $\gamma_1=1, \ \gamma_2=2$  e  $\gamma_4=4$   $D_{1,\dots,7}$  são as variáveis de controle discretas, para um intervalo de discretização  $\pi$ .

Dessa forma, problemas de OVV formulados como problemas de PNLIM podem ser transformados em problemas de PNL equivalentes da seguinte forma:

min 
$$Z + \gamma \sum_{t=1}^{T} \sum_{k=1}^{n} \phi(y_k^{(t)})$$
 (13a)

s.a: 
$$g(x^{(t)}, y^{(t)}) = 0,$$
  $\forall t \in \mathcal{T}$  (13b)

$$h(x^{(t)}, y^{(t)}) \le 0,$$
  $\forall t \in \mathcal{T}$  (13c)

$$x_{min} \le x^{(t)} \le x_{max}, \qquad \forall t \in \mathcal{T}$$
 (13d)

$$y_{min} \le y^{(t)} \le y_{max}, \qquad \forall t \in \mathcal{T}$$
 (13e)

## 5.1.2 Algoritmo para Resolução

Para resolver o problema (13) é necessário um processo iterativo que atualize o parâmetro de  $\gamma$  suavemente, pois uma atualização rápida pode prejudicar a solução por impedir a excursão do ponto de operação na região factível e atualizações lentas comprometem a eficiência da abordagem pelo custo computacional. O algoritmo para a resolução de problemas de PNLIM transformados em problemas de PNL equivalentes foi adaptado de (SOLER; SOUSA; COSTA, 2012; SOLER; ASADA; COSTA, 2013). Durante o processo iterativo, o valor  $\gamma$  é incrementado pelo fator c, fixo no intervalo (1, 10], para que a diferença entre o valor calculado e o discreto seja menor ou igual a uma tolerância  $\xi$ . O algoritmo utilizado neste trabalho é apresentado em Algoritmo 1.

#### Algoritmo 1 - Algoritmo de Tratamento das Variáveis de Controle Discretas.

```
1: Início
 2: Defina \gamma^0, \xi \in c.
 3: Faca k \leftarrow 0.
 4: Faça flag^k \leftarrow FALSO (parâmetro booleano de controle).
 5: while flag^k = FALSO do
         Faça k \leftarrow k + 1.
 6:
        Resolva (13). 
 if \mid y^{(t)} - y_{disc}^{(t)} \mid \leq \xi then 
 Faça flag^k \leftarrow \text{VERDADEIRO}.
 7:
 8:
 9:
             return Solução encontrada: (x^{(t)}, y_{disc}^{(t)}).
10:
11:
         else
             Faça \gamma^{k+1} \leftarrow c \gamma^k.
12:
         end if
13:
14: end while
15: end
```

No próximo capítulo são apresentados os resultados numéricos realizados para os estudos de casos em duas microrredes.

# Capítulo 6

# Resultados Numéricos e Discussão

Neste capítulo é apresentado os resultados para a resolução de problemas de OVV com injeção de energia fotovoltaica com variáveis contínuas e discretas em microrredes modeladas como uma OVV centralizada. Os sistemas utilizados nos testes foram a microrrede 69 nós adaptado de Baran e Wu (1989) e a microrrede 135 nós adaptada de Kavasseri e Ababei (2020).

Esses problemas de OVV e o algoritmo de tratamento das variáveis de controle discretas apresentado no Algoritmo 1 foram implementados no ambiente de modelagem de problemas de programação matemática AMPL (AMPL, Optimization Inc., 2017; FOURER; GAY; KERNIGHAN, 2002) e resolvidos pelo *solver* CONOPT (ARKI Consulting & Development A/S, 2019), versão 3.17A, que utiliza o método gradiente reduzido generalizado para resolver problemas de PNL.

Os testes foram realizados em um notebook ACER E5-574-78LR, com drive SSD de 512 GB, processador Intel Core i7-6500 com 3.1 GHz e Memória Ram de 8 GB.

## 6.1 Considerações Iniciais

A fim de avaliar a eficiência e a eficácia da abordagem proposta foram realizados três estudos de caso: no estudo de Caso 1 considerou-se a microrrede sem GDF (ou seja, desconsiderou-se a restrição (9d) do problema de OVV, com  $P^{fv(t)}$  e  $Q^{fv(t)}$  fixos e iguais a 0 p.u. para todos os intervalos de discretização t do horizonte de planejamento); no estudo de Caso 2 considerou-se apenas a injeção de potência ativa pela GDF (ou seja, desconsiderou-se a restrição (9d) do problema de OVV, com  $P^{fv(t)} = S^{fv(t)}$  e  $Q^{fv(t)}$  fixo e igual a 0 p.u. para todos os intervalos de discretização t do horizonte de planejamento); e no estudo de Caso 3 considerou-se o modelo completo proposto neste trabalho para o

problema de OVV, no qual a integração da GDF é feita por inversores inteligentes que injetam potência ativa e reativa na microrrede. Os testes foram realizados baseados em algumas considerações:

- a tensão na subestação  $V_{se} = 1,00$  p.u. e a potência base é de  $S_{base} = 1.000$  kVA;
- a tensão base para a microrrede de 69 nós é de  $V_{base}=12,66$  kV e para a microrrede de 135 nós é de  $V_{base}=13,80$  kV;
- um ramo 0 1 foi adicionado a cada microrrede para modelar a atuação de transformadores abaixadores na subestação, os quais possuem taps com limites de 0,90 e 1,10 p.u., com passos de discretização de 0,00625 p.u.;
- os limites das magnitudes de tensão são 0,9500 e 1,1000 p.u., e a tensão no nó 0 (enrolamento primário do transformador abaixador na subestação) é fixa e igual a 1,00 p.u. com fase 0 rad;
- o erro das variáveis discretas tratadas pela função senoidal apresentada em 5.1  $\xi = 0,0002$  é determinado em função do passo de ajuste das variáveis de controle;
- os valores de  $\gamma^0 = 0,00001, c = 2,8$  e  $\beta = 1$  foi adotado empiricamente;
- para ambas RDs, os bancos de capacitores chaveados remotamente foram alocados e dimensionados de acordo com Vasconcelos, Costa e Lage (2015), os quais são formados, por sua vez, por conjuntos de 0,3 p.u. cada;
- os passos de tempo no horizonte de planejamento considerado é de 1 hora, em um período de 1 dia, ou seja,  $t = \{0, 1, 2, 3, 4, \dots 21, 22 e 23\}$ ;
- Os transformadores de carga não são representados, sendo os fluxos de carga representados como vetores de potência no lado de alta da microrrede, o que é uma abordagem válida já que a análise é feita a cada hora.

## 6.1.1 Perfis de Geração Fotovoltaica Distribuída

De acordo com Silva, Rodrigues e da Guia da Silva (2016), o estudo de impactos da GDF nas microrredes pode considerar uma penetração fotovoltaica equivalente a aproximadamente 30% da carga da microrrede. Dessa forma, os nós com conexão de GDF na microrrede de 69 nós são: 7, 16, 21, 26, 33, 39, 48, 49, 51, 53, e 62, cujos inversores inteligentes possuem uma capacidade nominal de 0,1 p.u.; e os nós com conexão de GDF na microrrede de 135 nós são: 7, 18, 24, 28, 30, 37, 42, 53, 58, 67, 74, 85, 90, 95, 106, 110, 119, 126, 128, e 134, cujos inversores inteligentes possuem uma capacidade nominal de 0,5 p.u.. Os perfis de injeção de potência fotovoltaicos por cada conjunto de geração fotovoltaica para ambas as microrredes são apresentados nas Figuras 6 e 7, os perfis foram elaborados empiricamente.

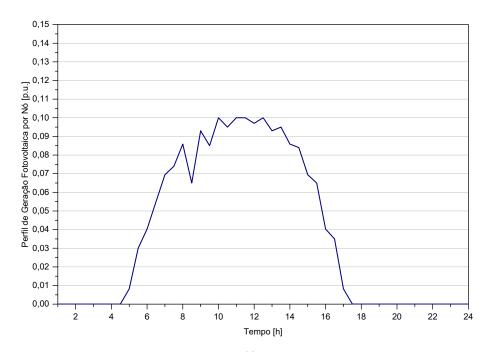


Figura 6 – Perfil de injeção de potência  $S_{fv}^{(t)}$  por cada conjunto de geração fotovoltaica distribuída para a microrrede de 69 nós.

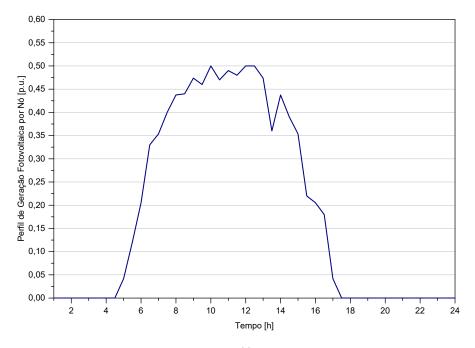


Figura 7 – Perfil de injeção de potência  $S_{fv}^{(t)}$  por cada conjunto de geração fotovoltaica distribuída para a microrrede de 135 nós.

## 6.1.2 Perfis de Carga

Os perfis de carga das classes de consumidores ao longo do horizonte de planejamento considerados para os nós das microrredes foram baseados em Vasconcelos, Costa e Lage (2015), de acordo com a Figura 8 e a Tabela 1.

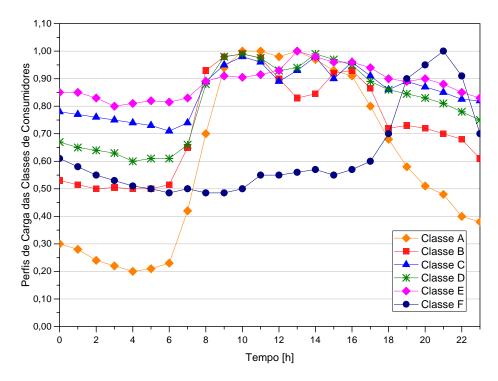


Figura 8 – Perfis de carga das classes de consumidores ao longo do horizonte de planejamento (VASCONCELOS; COSTA; LAGE, 2015).

Tabela 1 – Distribuição das Classes de Consumidores nas Microrredes (VASCONCELOS; COSTA; LAGE, 2015)

Classe	microrrede de 69 nós	microrrede de 135 nós
$\mathbf{A}$	59, 60, 62, 63, 64, 66, 68, 69.	3, 5, 6, 9, 15, 37, 47, 61, 64, 65, 76,
		80, 86, 92, 96, 102, 108, 113, 120,
		125, 127, 132, 134.
$\mathbf{B}$	42, 43, 44, 48, 50, 51, 53, 54, 55,	4, 7, 17, 24, 34, 40, 44, 46, 53, 56,
	56.	72, 73, 77, 82, 90, 95, 98, 99, 101,
		114, 118, 121, 126.
$\mathbf{C}$	37, 38, 39.	2, 16, 21, 23, 30, 32, 39, 42, 52, 58,
		60, 67, 83, 104, 106, 110, 119, 131.
D	40, 41, 57, 58.	49, 54, 62, 63, 68, 70, 74, 81, 85,
		88, 105, 116, 123, 124.
${f E}$	28, 29, 33, 34, 35.	8, 14, 18, 38, 41, 48, 59, 71, 78, 94,
		117, 128, 133, 135.
${f F}$	6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15,	10, 20, 26, 28, 31, 35, 51, 66, 75,
	16, 17, 18, 20, 21, 22, 24, 26, 27.	89, 97, 100, 112, 122.

## 6.2 Microrrede de 69 Nós

Embora a microrrede de 69 nós seja de pequeno porte quando comparada às RDs reais pode ser considerada como uma microrrede, a inclusão do controle de GDF aumenta a proximidade das microrredes contextualizadas na literatura. A Figura 9 representa o diagrama da microrrede de 69 nós.

A microrrede de 69 nós considerada nesse trabalho foi adaptada de Baran e Wu (1989) e possui as seguintes características: 1 nó slack; 68 nós de carga, em que 11 possuem injeção

de GDF e 48 efetivamente com carga; e, 7 laterais.

O transformador com comutação de tap sob carga foi adicionado no ramo 0-1 e possui resistência de  $0,2017\Omega$  e reatância de  $1,6133\Omega$  (MOHAPATRA; BIJWE; PANIGRAHI, 2014). A microrrede possui bancos de capacitores shunt chaveados remotamente, com passos de 0,3 p.u.. A alocação destes conjuntos de capacitores foi determinada em função da PGEE 69-bus System apresentados em Liu, Cañizares e Huang (2009) e estão dispostos da seguinte forma:

- nós com 2 conjuntos de 300 kVAr: 9, 19, 31, 40, 47, 57, 55, 65;
- nós com 3 conjuntos de 300 kVAr: 37;
- nós com 4 conjuntos de 300 kVAr: 52.

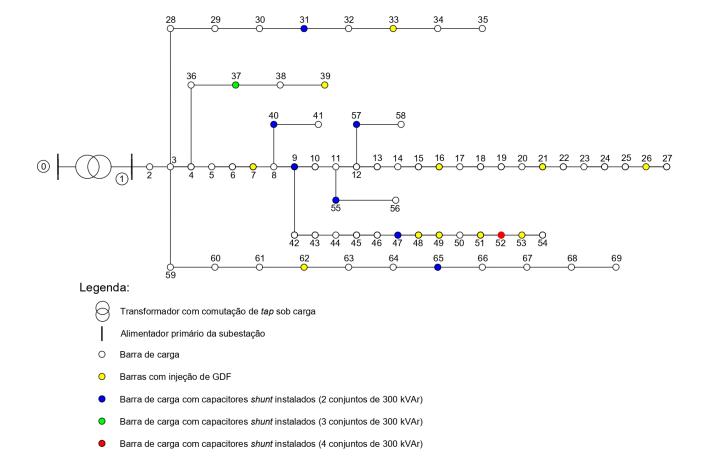


Figura 9 – Representação da microrrede de 69 nós.

# 6.2.1 Função Objetivo: Minimização do Desvio de Magnitudes de Tensão

O tempo de processamento do algoritmo do Caso 1 é de 6,65625 segundos, do Caso 2 é de 7,29688 segundos e do Caso 3 é de 145,01628 segundos. A Tabela 2 apresenta a comparação de indicadores do desempenho operacional da microrrede de 69 nós obtidos para os três estudos de caso considerados neste trabalho.

Tabela 2 – Indicadores Operacionais para a Comparação dos Resultados entre os Três Estudos de Caso Simulados para a Microrrede de 69 Nós

Indicador	Caso 1	Caso 2	Caso 3
$V_{med.}$ [p.u.]	0,9998	1,0002	1,0000
$V_{min.}$ [p.u.]	0,9643	0,9717	0,9728
$V_{max.}$ [p.u.]	1,0105	1,0115	1,0115
$P_{med.}^{loss}$ [kW]	205,988	$175,\!158$	$203,\!27$
$P_{0, med.}$ [kW]	2.992,41	$2.961,\!58$	$2.989,\!67$
$Q_{0,med.}$ [kVAr]	-3.217,07	-3.326,72	-3.533,76

A partir desses indicadores, pode-se perceber que o estudo de Caso 3, no qual a GDF integrada à microrrede por inversores inteligentes é modelada e incorporada ao problema de OVV, resulta em valores médios para as magnitudes de tensão iguais a 1 p.u., com uma menor diferença entre as magnitudes de tensão máxima e mínima, evidenciando a eficácia do modelo em minimizar o desvio de magnitudes de tensão. Além disso, apesar de as perdas ativas médias na microrrede se aproximarem das do estudo de Caso 1, no qual a GDF não é considerada, a demanda de potência reativa da microrrede é menor, o que proporciona maiores margens de carregamento para o sistema elétrico de potência como um todo. Nesses estudos de caso, em específico, a microrrede de 69 nós está "injetando" potência reativa no sistema de transmissão.

Os perfis das magnitudes de tensão nodal são apresentados para os três estudos de caso nas Figuras 10, 11 e 12.

A microrrede de 69 nós possui a característica de menores valores para as magnitudes de tensão nos nós 48 a 54 devidos aos respectivos perfis de carga das cargas de consumidores e, principalmente, à topologia da microrrede. Comparando os valores das magnitudes de tensão nesses nós, observam-se valores de magnitude de tensão com menor desvios devido à penetração da GDF na microrrede.

As injeções de potência ativa e reativa por inversores inteligentes ao longo do horizonte de planejamento da microrrede para o estudo de Caso 3 são apresentadas nas Figuras 13 e 14. Os resultados do perfil de injeção de potência reativa pelos inversores inteligente mostra como a abordagem é viável à microrredes para suprir a demanda reativa do sistema resultando na minimização do desvio no perfil de magnitude de tensão.

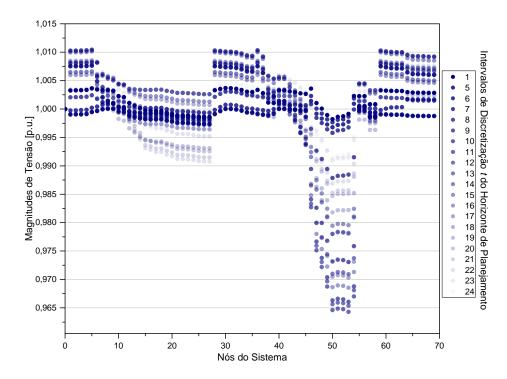


Figura 10 – Magnitudes de tensão da microrrede de 69 nós para o estudo de Caso 1 para a função objetivo minimização dos desvios de magnitudes de tensão.

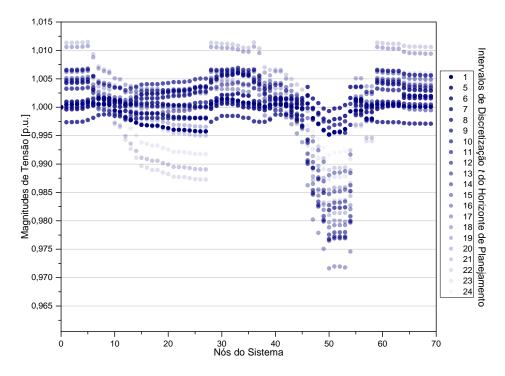


Figura 11 – Magnitudes de tensão da microrrede de 69 nós para o estudo de Caso 2 para a função objetivo minimização dos desvios de magnitudes de tensão.

A Figura 15 apresenta os valores absolutos das funções objetivo da microrrede de 69 nós dos 3 casos estudados comparando o problema com relaxação contínua das variáveis

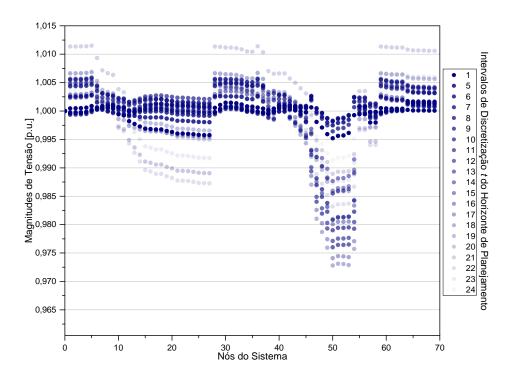


Figura 12 – Magnitudes de tensão da microrrede de 69 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo minimização dos desvios de magnitudes de tensão.

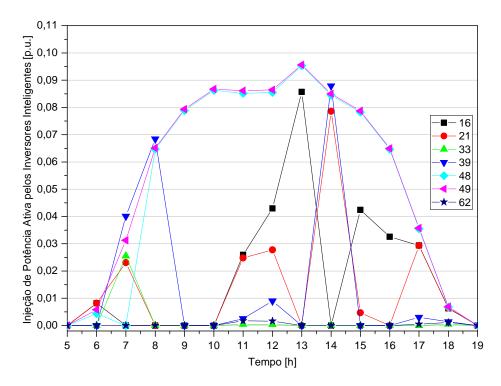


Figura 13 – Perfis de injeção de potência ativa pelos inversores inteligentes da microrrede de 69 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo minimização dos desvios de magnitudes de tensão.

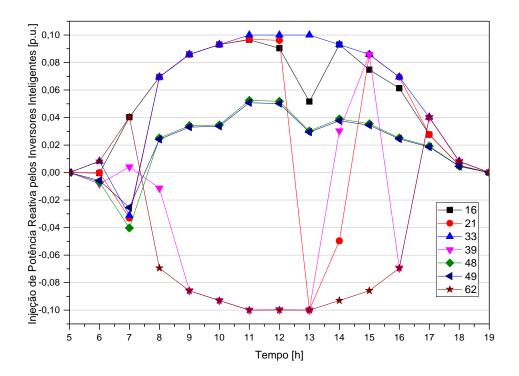


Figura 14 – Perfis de injeção de potência reativa pelos inversores inteligentes da microrrede de 69 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo minimização dos desvios de magnitudes de tensão.

de controle e o problema discretizado. A maior diferença entre os casos avaliados é o período das 20 horas do Caso 3 que é de 0,00079, ainda assim, as curvas de cada caso estão próximas evidenciando que a função penalidade senoidal é eficaz em discretizar as variáveis de controle.

Nos três estudos de caso o algoritmo de tratamento das variáveis de controle discretas convergiu em 12 iterações; o processo de convergência de algumas dessas variáveis para o estudo de Caso 3 é apresentado na Tabela 3. A função senoidal insere não convexidades à região factível, dessa forma, o algoritmo é sensível ao ponto inicial das variáveis do problema, assim como, a escolha dos parâmetros  $\gamma^0$ ,  $\beta$  e c do algoritmo pois esses parâmetros determinam a atualização da função penalidade senoidal.

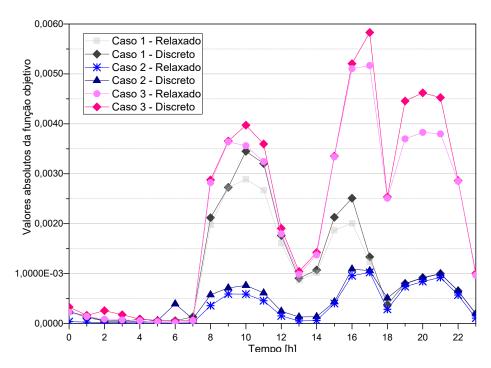


Figura 15 – Valores da função objetivo dos casos avaliados do problema discreto e do problema com relaxação contínua das variáveis de controle da microrrede de 69 nós para a função objetivo minimização dos desvios de magnitudes de tensão.

Tabela 3 – Convergência do Algoritmo de tratamento das Variáveis de Controle Discretas para a Microrrede de 69 Nós no Estudo de Caso 3 para a Função Objetivo Minimização dos Desvios de Magnitudes de Tensão

Iteração	$\gamma$	$t_{0-1}^{(6)}$	$t_{0-1}^{(9)}$	$t_{0-1}^{(17)}$	$t_{0-1}^{(18)}$	$t_{0-1}^{(21)}$	$b_8^{sh(1)}$	$b_8^{sh(3)}$	$b_{36}^{sh(7)}$	$b_{56}^{sh(6)}$	$b_{64}^{sh(20)}$
0	0,0000100	1,05000	1,03068	1,01759	1,01588	1,01558	0,600000	0,600000	0,897987	0,600000	0,000000
1	0,0000280	1,05000	1,03112	1,01777	1,01589	1,01557	0,600000	0,596242	0,897570	0,600000	0,000000
2	0,0000784	1,05000	1,03119	1,01791	1,01595	1,01556	0,600000	0,594056	0,897719	0,599690	0,000000
3	0,0002195	1,05000	1,03125	1,01818	1,01642	1,01542	0,600000	0,592885	0,898066	0,599260	0,000000
4	0,0006147	1,05000	1,03128	1,01842	1,01789	1,01349	0,600000	0,593614	0,898830	$0,\!598648$	$0,\!015528$
5	0,0017210	1,05000	1,03126	1,01859	1,01834	1,01294	0,600000	$0,\!596345$	0,899537	0,599433	$0,\!009327$
6	0,0048189	1,05000	1,03126	1,01869	1,01859	1,01267	0,600000	$0,\!596727$	0,899579	0,599480	0,008231
7	0,0134929	1,05000	1,03125	1,01873	1,01869	1,01257	0,600000	0,596922	0,899603	0,599510	0,007727
8	0,0377802	1,05000	1,03125	1,01874	1,01873	1,01253	0,600000	0,599735	0,899965	0,599954	0,000560
9	0,1057850	1,05000	1,03125	1,01875	1,01874	1,01251	0,600000	$0,\!599827$	0,899980	$0,\!599974$	0,000327
10	0,2961970	1,05000	1,03125	1,01875	1,01875	1,01250	0,600000	0,599896	0,899988	0,599985	0,000195
11	0,8293510	1,05000	1,03125	1,01875	1,01875	1,01251	0,600000	0,599978	0,899997	$0,\!599997$	0,000043
12	2,3221800	1,05000	1,03125	1,01875	1,01875	1,01250	0,600000	0,600000	0,900000	0,600000	0,000000

#### 6.2.2 Função Objetivo: Minimização das Perdas Ativas

O tempo de processamento do algoritmo para o Caso 1 é de 7,34375 segundos, do Caso 2 é de 26,6719 segundos e do Caso 3 é de 122,609 segundos. A Tabela 4 apresenta a comparação dos indicadores do desempenho operacional da microrrede de 69 nós para os três estudos de caso realizados.

Tabela 4 – Indicadores Operacionais para a Comparação dos Resultados entre os Três Estudos de Casos Simulados para a Microrrede de 69 Nós para a Função Objetivo Minimização das Perdas Ativas

Indicador	Caso 1	Caso 2	Caso 3
$V_{med.}$ [p.u.]	1,0836	1,0862	1,0845
$V_{min.}$ [p.u.]	1,0000	1.0000	1.0000
$V_{max.}$ [p.u.]	1,0996	1,1000	1,0994
$P_{med.}^{loss}$ [kW]	79,509	54,051	56,20
$P_{0, med.}$ [kW]	2.858,81	$2.840,\!47$	2.842,62
$Q_{0,med.}$ [kVAr]	326,433	332,49	418,838

A função objetivo minimização das perdas busca aumentar a magnitude de tensão nos nós dos sistema. A partir dos indicadores da Tabela 4 é possível perceber a tendência da magnitude de tensão dos nós em se manter próxima do valor máximo, a consequência para a operação da microrrede é uma redução das perdas em 61,40% (Caso 1), 69,91% (Caso 2) e 72,35% (Caso 3) quando comparado com a função objetivo minimização dos desvio de magnitudes de tensão, entretanto, valores de magnitudes de tensão em 1,0845p.u. podem incorrer dificuldades para os usuários do sistema.

O fluxo de potência reativa no ramo 0-1 é um diferencial quando comparado com a função objetivo minimização dos desvios de magnitudes de tensão, visto que neste modelo a microrrede está "absorvendo" energia reativa do sistema de transmissão e em um valor menor de 89,85% (Caso 1), 90,00% (Caso 2) e 88,15% (Caso 3), essa é uma vantagem significativa pois um fator de potência menor "alivia" os equipamentos e ramos da microrrede.

A injeção de potência reativa pelos inversores inteligentes pouco altera os indicadores do Caso 3 quando comparado com o Caso 2, entretanto, a injeção somente de potência ativa pelos inversores reduz as perdas da microrrede em 32,07% quando comparado com o Caso 1, o que já era esperado pela redução dos fluxos de potência nos ramos.

O perfil das magnitudes de tensão nodal da microrrede de 69 nós para a função objetivo minimização das perdas são apresentadas nas Figuras 16, 17 e 18.

O perfil de magnitudes de tensão da função objetivo minimização das perdas se apresenta mais esparso quando comparado com a função objetivo minimização dos desvios de magnitudes de tensão, o que é espera por buscarem objetivos diferentes. A injeção de potência ativa amortece os desvios de magnitudes de tensão, entretanto, a injeção

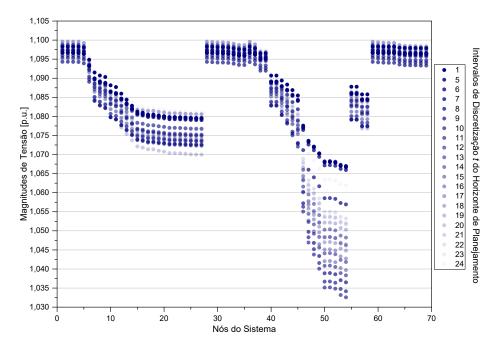


Figura 16 – Magnitudes de tensão da microrrede de 69 nós para o estudo de Caso 1 para a função objetivo minimização das perdas ativas.

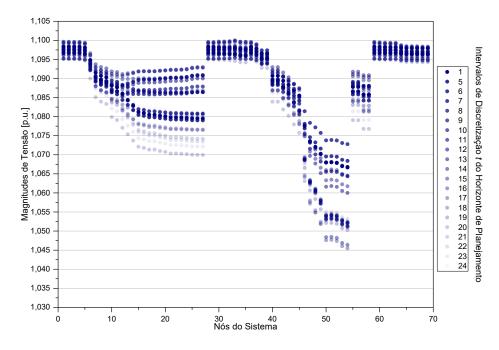


Figura 17 – Magnitudes de tensão da microrrede de 69 nós para o estudo de Caso 2 para a função objetivo minimização das perdas ativas.

de potência reativa pelos inversores inteligentes não altera significativamente o perfil de tensão.

Os perfis de injeção de potência ativa e reativa são apresentados nas Figuras 19 e 20, respectivamente. É possível avaliar que pela baixa influência da injeção de potência

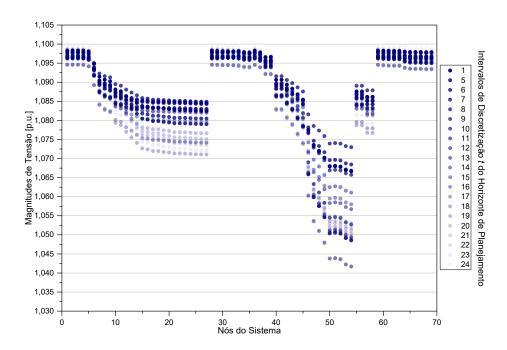


Figura 18 – Magnitudes de tensão da microrrede de 69 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo minimização das perdas ativas.

reativa pelos inversores inteligentes nas perdas os valores de  $Q_{fv}^{(t)}$  são próximos de zero.

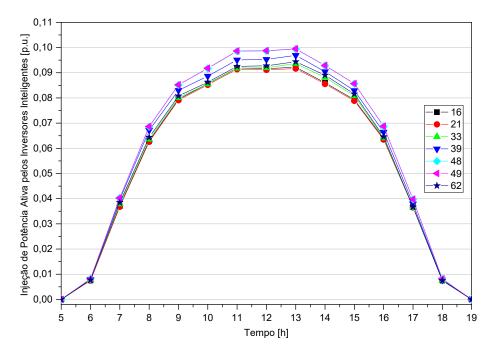


Figura 19 – Perfis de injeção de potência ativa pelos inversores inteligentes da microrrede de 69 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo minimização das perdas ativas.

O algoritmo de resolução convergiu em 10 iterações para o Caso 1, 17 iterações para o Caso 2 e 11 iterações para o Caso 3. Os valores absolutos das funções objetivo minimização

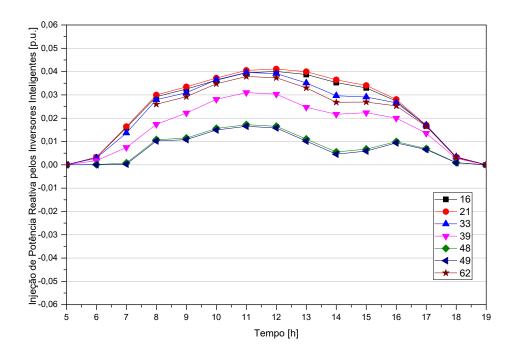


Figura 20 – Perfis de injeção de potência reativa pelos inversores inteligentes da microrrede de 69 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo minimização das perdas ativas.

das perdas da microrrede de 69 nós para os modelos com relaxamento contínua das variáveis discretas e com a aplicação da função penalidade senoidal quadrática é apresentado na Figura 21.

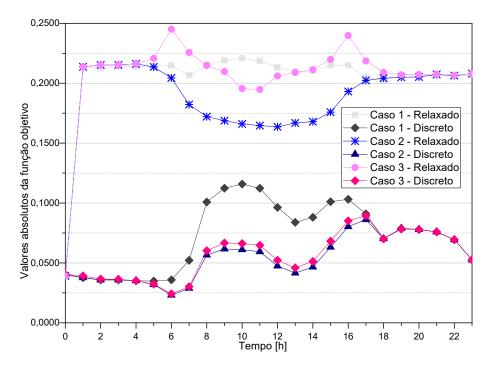


Figura 21 – Valores da função objetivo dos casos avaliados do problema discreto e do problema com relaxação contínua das variáveis de controle da microrrede de 69 nós para a função objetivo minimização das perdas ativas.

A Figura 21 mostra uma diferença da função objetivo entre os modelos com relaxação contínua e do problema modificado em média de 0,1764, essa é uma diferença significativamente maior do que o problema de minimização dos desvios de tensão, o que é esperado pelo aumento da não convexidade da região factível da função perdas ativas, ainda assim, a função penalidade senoidal foi eficiente e eficaz em transformar um problema de PNLIM em um problema equivalente em PNL.

#### 6.3 Microrrede de 135 Nós

Os resultados numéricos apresentados a seguir nesta subseção serviram de base para testes de robustez do modelo de problema de OVV em microrrede proposto neste trabalho, devido ao seu maior porte e, consequentemente, ao maior número de variáveis de controle discretas.

A microrrede de 135 nós foi adaptada de Kavasseri e Ababei (2020) e possui as seguintes características: 1 nó slack, 135 nós de carga, 20 nós com GDF e 135 ramos. O transformador com comutação de tap sob carga foi adicionado no ramo 0-1 e possui resistência de  $0,2017\Omega$  e reatância  $1,6133\Omega$  (MOHAPATRA; BIJWE; PANIGRAHI, 2014). A microrrede possui bancos de capacitores shunt chaveados remotamente, com passos de 0,3 p.u.. A alocação destes conjuntos foi determinada em função do trabalho apresentado por Vasconcelos (2017) e estão dispostos da seguinte forma:

- nós com 2 conjuntos de 300 kVAr: 40, 68, 73, 104, 110;
- nós com 3 conjuntos de 300 kVAr: 126;
- nós com 4 conjuntos de 300 kVAr: 81 e 99.

# 6.3.1 Função Objetivo: Minimização do Desvio de Magnitude de Tensão

O tempo de processamento do Caso 1 é de 25,8438 segundos, do Caso 2 é de 19,9688 segundos e do Caso 3 é de 476,047 segundos. A Tabela 5 apresenta a comparação de indicadores do desempenho operacional da microrrede de 135 nós obtidos para os três estudos de caso considerados neste trabalho.

A partir desses indicadores, pode-se perceber que o estudo de Caso 3 resulta em valores médios para as magnitudes de tensão mais próximos de 1 p.u., com uma menor diferença entre as magnitudes de tensão máxima e mínima. Além disso, apesar de as perdas ativas médias na microrrede se aproximarem mais das do estudo de Caso 1 do que das do estudo de Caso 2, a demanda de potência reativa da microrrede no estudo de Caso 3 é significativamente menor devido à injeção de potência reativa pelos inversores

Tabela 5 – Indicadores Operacionais para a Comparação dos Resultados entre os Três Estudos de Casos Simulados para a Microrrede de 135 Nós para a Função Objetivo de Minimização dos Desvios de Magnitudes de Tensão

Indicador	Caso 1	Caso 2	Caso 3
$V_{med.}$ [p.u.]	0,9999	1,0010	0,9999
$V_{min.}$ [p.u.]	0,9833	0,9835	0,9818
$V_{max.}$ [p.u.]	1,0164	1,0171	1,0142
$P_{med.}^{loss}$ [kW]	378,99	$226,\!27$	$326,\!24$
$P_{0, med.}$ [kW]	13.976,11	13.823,40	13.923,36
$Q_{0,med.}$ [kVAr]	4.949,90	$4.099,\!28$	$1.962,\!52$

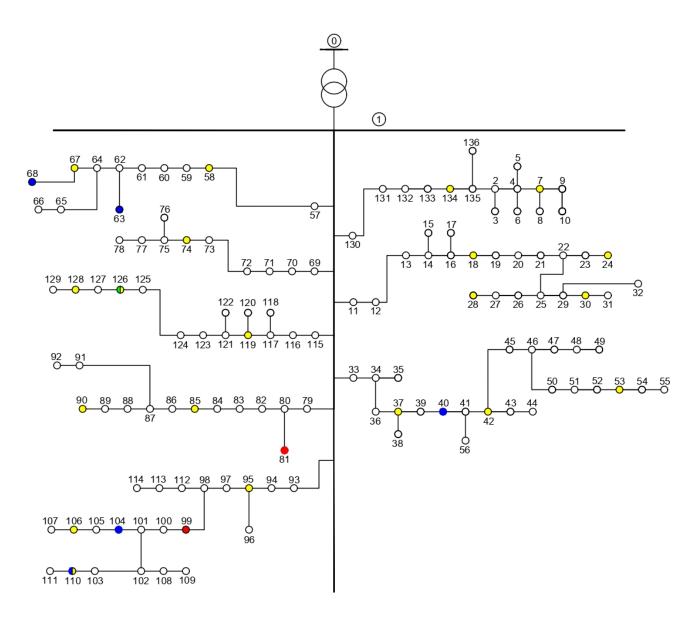
inteligentes, o que proporciona maiores margens de carregamento para o sistema elétrico de potência como um todo.

Os perfis das magnitudes de tensão nodal são apresentados para os três estudos de caso nas Figuras 23, 24 e 25. A microrrede de 135 nós possui uma topologia com várias laterais o que ocasiona um perfil de magnitude de tensão diferente da microrrede de 69 nós. O ponto de derivação das laterais inicia uma ramificação que tende a diminuir as magnitudes de tensão no trecho.

As injeções de potência ativa e reativa por inversores inteligentes ao longo do horizonte de planejamento da microrrede para o estudo de Caso 3 são apresentadas nas Figuras 26 e 27. O perfil de injeção de potência reativa pelos inversores inteligentes mostra a necessidade de injeção de potência reativa localizada em microrredes maiores para minimizar o desvio de magnitudes de tensão.

A Figura 28 apresenta os valores absolutos das funções objetivo da microrrede de 135 nós dos 3 casos estudados analisando o algoritmo de discretização da penalidade senoidal. A maior diferença entre os casos avaliados é o período das 17 horas do Caso 1 que é de 0,0022. O algoritmo de discretização apresenta reposta semelhante nas microrredes de 69 e 135 nós, mostrando a robustez e eficiência da função penalidade senoidal na metodologia empregada.

A convergência do algoritmo de tratamento das variáveis de controle discretas se deu em 15 iterações para o estudo de Caso 3; o processo de convergência de algumas dessas variáveis para o estudo de Caso 3 é apresentado na Tabela 6. Os parâmetros de atualização no algoritmo e da função penalidade senoidal são os mesmos utilizados no processo de discretização da microrrede de 69 nós, entretanto, o algoritmo aplicado à microrrede de 135 nós necessitou de um maior número de iterações, o que é aceitável pelo aumento do número de variáveis de controle discretas. Isso evidencia a robustez da função penalidade senoidal em discretizar variáveis discretas em diferentes sistemas de microrredes.



#### Legenda:

- Transformador com comutação de tap sob carga
- Alimentador primário da subestação
- O Barra de carga
- O Barras com injeção de GDF
- Barra de carga com capacitores shunt instalados (2 conjuntos de 300 kVAr)
- Barra de carga com capacitores shunt instalados (3 conjuntos de 300 kVAr)
- Barra de carga com capacitores shunt instalados (4 conjuntos de 300 kVAr)

Figura 22 – Representação da microrrede de 135 nós.

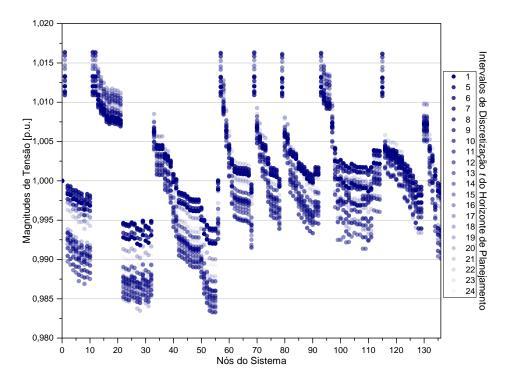


Figura 23 – Magnitudes de tensão da microrrede de 135 nós para o estudo de Caso 1 para a função objetivo de minimização dos desvios de magnitudes de tensão.

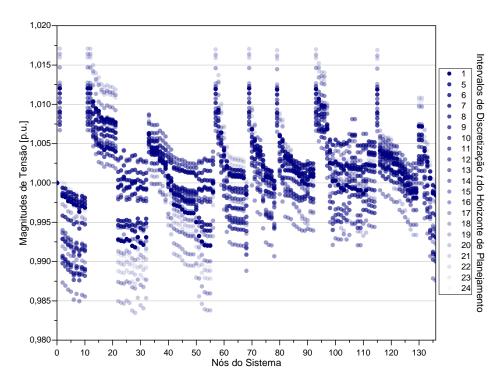


Figura 24 – Magnitudes de tensão da microrrede de 135 nós para o estudo de Caso 2 para a função objetivo de minimização dos desvios de magnitudes de tensão.

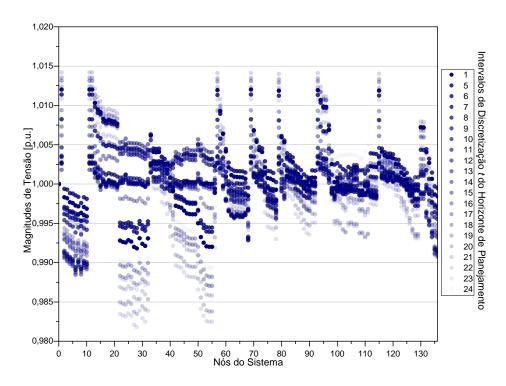


Figura 25 – Magnitudes de tensão da microrrede de 135 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo de minimização dos desvios de magnitudes de tensão.

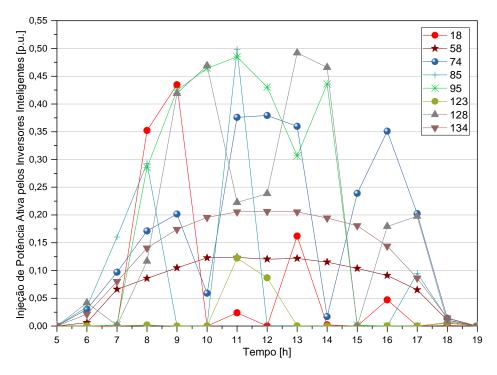


Figura 26 – Perfis de injeção de potência ativa pelos inversores inteligentes da microrrede de 135 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo de minimização dos desvios de magnitudes de tensão.

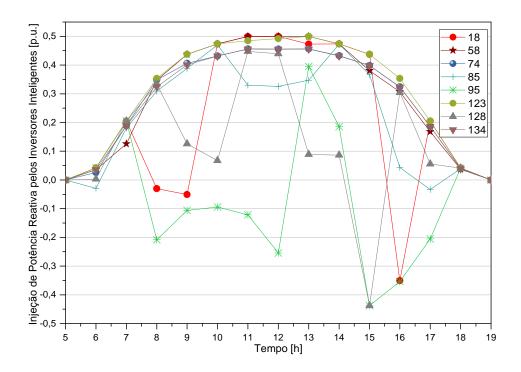


Figura 27 – Perfis de injeção de potência reativa pelos inversores inteligentes da microrrede de 135 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo de minimização dos desvios de magnitudes de tensão.

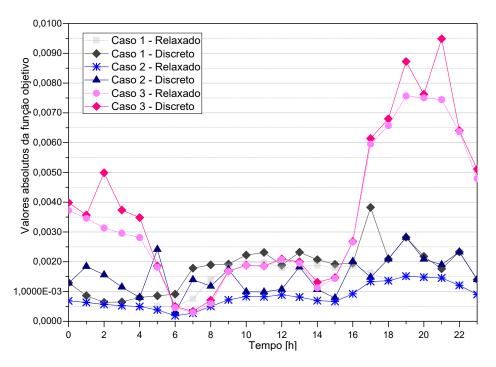


Figura 28 – Valores da função objetivo para os casos avaliados do problema discreto e com relaxação contínua das variáveis de controle da microrrede de 135 nós para a função objetivo de minimização dos desvios de magnitudes de tensão.

Tabela 6 – Convergência do Algoritmo de Tratamento das Variáveis de Controle Discretas para a Microrrede de 135 Nós no Estudo de Caso 3 para a Função Objetivo de Minimização dos Desvios de Magnitudes de Tensão

Iteração	$\gamma$	$t_{0-1}^{(3)}$	$t_{0-1}^{(10)}$	$t_{0-1}^{(18)}$	$t_{0-1}^{(20)}$	$t_{0-1}^{(22)}$	$b_{41}^{sh(1)}$	$b_{69}^{sh(3)}$	$b_{74}^{sh(16)}$	$b_{111}^{sh(20)}$	$b_{127}^{sh(22)}$
0	0,0000100	0,958666	1,00554	0,942023	0,936234	0,940971	0,600000	0,286222	0,600000	0,352742	0,000000
1	0,0000280	0,958676	1,00591	0,942575	0,936407	0,941149	0,600000	$0,\!287594$	0,600000	$0,\!332966$	0,000000
2	0,0000784	0,958596	1,00613	0,942905	0,936506	0,941314	0,600000	$0,\!287366$	0,600000	0,328294	0,000515
3	0,0002195	0,958275	1,00621	0,943167	0,936617	0,941885	0,600000	0,284356	0,600000	$0,\!323222$	0,013738
4	0,0006147	0,957600	1,00623	0,943374	0,936754	0,942492	0,600000	0,281923	0,599989	0,318521	0,018320
5	0,0017210	0,957018	1,00625	0,943573	0,936976	0,942964	0,600000	$0,\!287557$	0,600000	0,313457	0,013380
6	0,0048189	0,956626	1,00625	0,943666	0,937212	0,943345	0,600000	0,293444	0,600000	0,307537	0,007446
7	0,0134929	0,956408	1,00625	0,943715	0,937372	0,943576	0,600000	$0,\!297132$	0,600000	0,303350	0,003316
8	0,0377802	0,956311	1,00625	0,943741	0,937450	0,943682	0,599999	0,298910	0,600000	0,301331	0,001300
9	0,1057850	0,956272	1,00625	0,943747	0,937481	0,943725	$0,\!599984$	$0,\!299594$	0,600000	0,300499	0,000483
10	0,2961970	0,956258	1,00625	0,943749	0,937493	0,943740	0,599993	$0,\!299856$	0,600000	0,300178	0,000172
11	0,8293510	0,956253	1,00625	0,943750	0,937498	0,943747	$0,\!599997$	0,299949	0,600000	0,300064	0,000062
12	2,3221800	0,956251	1,00625	0,943750	0,937499	0,943749	0,599999	$0,\!299982$	0,600000	0,300023	0,000022
13	6,5021100	0,956250	1,00625	0,943750	0,937500	0,943750	0,600000	0,299993	0,600000	0,300008	0,000008
14	18,205900	0,956250	1,00625	0,943750	0,937500	0,943750	0,600000	0,299998	0,600000	0,300003	0,000003
15	50,976600	0,956250	1,00625	0,993750	0,937500	0,943750	0,600000	0,300000	0,600000	0,300000	0,000000

#### 6.3.2 Função Objetivo: Minimização das Perdas Ativas

O tempo de processamento do algoritmo para o Caso 1 é de 7,54688 segundos, do Caso 2 é de 32,8281 segundos e do Caso 3 é de 339,734 segundos. A Tabela 7 apresenta a comparação dos indicadores do desempenho operacional da microrrede de 69 nós para os três estudos de caso realizados.

Tabela 7 – Indicadores Operacionais para a Comparação dos Resultados entre os Três Estudos de Casos Simulados para a Microrrede de 135 Nós para a Função Minimização das Perdas Ativas

Indicador	Caso 1	Caso 2	Caso 3
$\overline{V_{med.}}$ [p.u.]	1,0732	1,0818	1,0855
$V_{min.}$ [p.u.]	1,0000	1,0000	1,0000
$V_{max.}$ [p.u.]	1,0972	1,1000	1,1000
$P_{med.}^{loss}$ [kW]	321,69	186,17	$183,\!47$
$P_{0, med.}$ [kW]	13.918,80	13.783,28	$13.780,\!58$
$Q_{0,med.}$ [kVAr]	2.420,19	$1.806,\!60$	$1.406,\!32$

A análise dos indicadores operacionais da microrrede de 135 nós mostra uma redução das perdas ativas na distribuição de 15,12% para o Caso 1, 17,72% para o Caso 2 e 43,76% para o Caso 3 quando comparados com a função objetivo minimização dos desvios de magnitudes de tensão. A média da magnitude de tensão foi elevada do Caso 1 para o caso 2 em 0,0086p.u., mas com a injeção de potência reativa pelos inversores inteligentes o aumento foi de 0,012p.u. comparado com o Caso 1, essa mudança mostra como a injeção de potência reativa no sistema aumenta a magnitude de tensão nos nós próximos mostrando o efeito da presença do dispositivos de compensação em derivação.

A injeção de potência reativa pelos inversores inteligentes reduziram as perdas em apenas 2,7 kW médios na programação diária quando comparados com o Caso 2, entretanto, a metodologia de controle da injeção de potência reativa pelos inversores inteligente aumentaram o fator de potência da subestação, o que é uma vantagem por reduzir a demanda por potência reativa do sistema de transmissão.

Os perfis de magnitude de tensão da microrrede de 135 nós para os casos estudados são apresentados nas Figuras 29, 31 e 31, o maior número de alimentadores desta microrrede ocasiona um desvio de tensão elevado, ainda assim, a metodologia proposta neste trabalho consegue reduzir este desvio mesmo para a função objetivo minimização das perdas ainda que as magnitudes de tensão se mantenham próxima de 1,08p.u.

As Figuras 32 e 33 apresentam o perfil de injeção de potência ativa e reativa dos inversores inteligentes. O modelo com a função objetivo minimização das perdas prioriza a injeção de potência ativa com o objetivo de reduzir o fluxo de potência nos ramos da microrrede, por isso que os valores de  $Q_{fv}^{(t)}$  são menores quando comparados com os resultados da função objetivo minimização dos desvios de magnitudes de tensão.

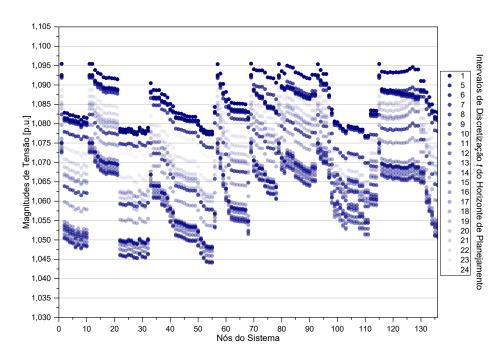


Figura 29 – Magnitudes de tensão da microrrede de 135 nós para o estudo de Caso 1 para a função objetivo minimização das perdas.

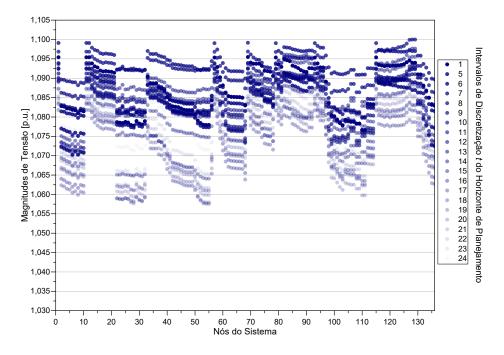


Figura 30 – Magnitudes de tensão da microrrede de 135 nós para o estudo de Caso 2 para a função objetivo minimização das perdas.

O processo de convergência do algoritmo se deu em 11 iterações para o Caso 1, 16 iterações para o Caso 2 e 12 iterações para o Caso 3, a redução do número de iterações do Caso 2 para o Caso 3 deve-se a tendência do modelo em priorizar a injeção de potência ativa, assim a injeção de reativos pelo inversor fotovoltaico facilita a convergência do

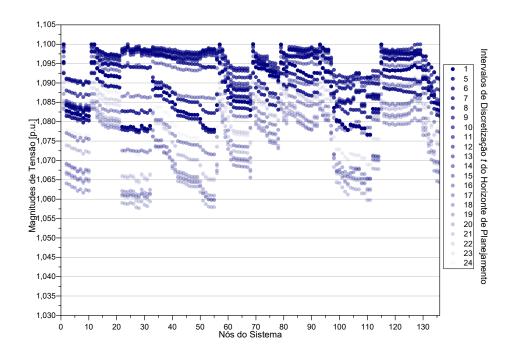


Figura 31 – Magnitudes de tensão da microrrede de 135 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo minimização das perdas.

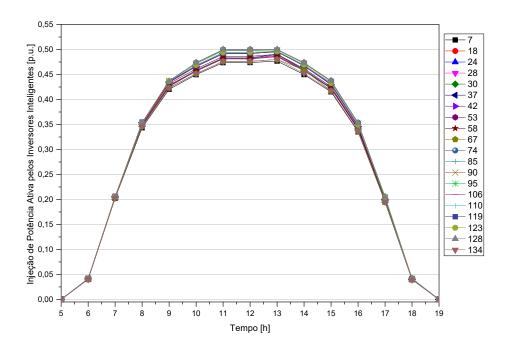


Figura 32 – Perfis de injeção de potência ativa pelos inversores inteligentes da microrrede de 135 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo minimização das perdas.

algoritmo ao eliminar a necessidade de chaveamentos pelos bancos de capacitores shunt.

A Figura 34 apresenta os valores absolutos da funções objetivo do modelo de minimização das perdas para a problema com relaxamento contínuo das variáveis de controle discretas e o problema de PNLIM transformado em um problema de PNL equivalente. A

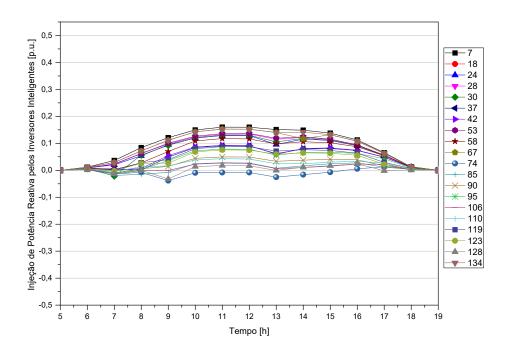


Figura 33 – Perfis de injeção de potência reativa pelos inversores inteligentes da microrrede de 135 nós para o estudo de Caso 3 para a função objetivo minimização das perdas.

diferença entre os dois modelos, para o Caso 1 é de em média 0,050 e para o Caso 2 é de 0,034, entretanto, há um aumento na diferença entre o valor relaxado e discreto para o Caso 3 no período t = [6, ..., 17] horas, com média de 0,168. A discrepância apresentada no Caso 3 pode ser explicada pela redução da demanda por potência reativa pelos bancos de capacitores shunt, o que necessitou de um deslocamento acentuado do ponto de operação do sistema.

De modo geral o processo de discretização apresenta bons resultados para a convergência dos modelos testados. A função penalidade senoidal é eficiente em mover o ponto de operação para uma configuração discreta sem ocasionar grandes prejuízos à solução do problema. Entretanto, a configuração de chaveamento, os *steps*, permitiu a transformação do problema originalmente PNLIM em um problema equivalente PNL o que não pode ser possível se os intervalos de chaveamentos não forem uniformes, essa é uma limitação da aplicação da função penalidade senoidal quadrática.

Ressalta-se, por fim, que esta proposta consiste em um avanço das propostas apresentadas em (LIU; CAÑIZARES; HUANG, 2009; VASCONCELOS; COSTA; LAGE, 2015) dada a modelagem da injeção de potência ativa e reativa por inversores inteligentes que integram a GDF. A integração da GDF por inversores inteligentes viabiliza, pois, o aumento das opções de controle das microrredes. Portanto, quaisquer comparações dos resultados obtidos aos das propostas apresentadas em Liu, Cañizares e Huang (2009), Vasconcelos, Costa e Lage (2015) são inviáveis.

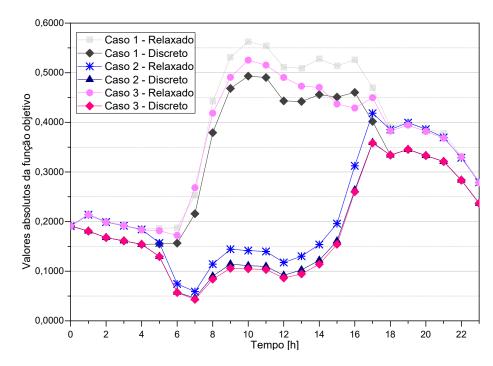


Figura 34 – Valores da função objetivo para os casos avaliados do problema discreto e com relaxação contínua das variáveis de controle da microrrede de 135 nós para a função objetivo minimização das perdas.

# Capítulo 7

### Conclusões

Este trabalho propôs um modelo para o problema de planejamento de véspera da operação horária em microrredes com GDF integrada por inversores inteligentes por meio da formulação de um problema de OVV centralizada com variáveis de decisão contínuas e discretas. A metodologia empregada para a resolução deste problema de OVV consiste na modificação do problema original em um problema equivalente somente com variáveis de decisão contínuas e no tratamento das variáveis de decisão discretas por funções penalidade senoidal quadráticas. Pelos resultados obtidos, pôde-se concluir que a penetração da GDF integrada às RDs por inversores inteligentes diminui efetivamente os desvios de tensão nos alimentadores primários ao mesmo tempo que proporciona, de maneira geral, uma menor demanda de potência reativa pela microrrede, o que resulta na ampliação das margens de carregamento do sistema elétrico como um todo.

A função penalidade senoidal quadrática utilizada no tratamento das variáveis discretas do problema de OVV é eficiente em deslocar o ponto de operação do sistema para um ponto em que o estado do sistema apresente as variáveis de controle discretas com valores discretos. Ainda assim, o Algoritmo de resolução é sensível ao valor inicial das variáveis pois a função senoidal insere não convexidades à região factível do problema, além disso, o bom resultado do problema dependerá dos parâmetros de atualização do algoritmo e da amplitude e forma da função senoidal.

#### 7.1 Trabalhos Futuros

Trabalhos futuros considerarão a limitação do número de ajustes nas variáveis de controle ao longo do horizonte de planejamento, a determinação de uma função objetivo que considere simultaneamente a minimização nos desvios de magnitude de tensão e a

minimização das perdas na RD, e a característica estocástica da GDF para horizontes de planejamento mais longos.

AMPL, Optimization Inc. AMPL. 2017. Http://www.ampl.com.

ANWAR, A. et al. Hpc-based intelligent volt/var control of unbalanced distribution smart grid in the presence of noise. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 8, n. 3, p. 1446–1459, 2017.

ARKI Consulting & Development A/S. CONOPT. 2019. Http://www.conopt.com.

BALDICK, R.; WU, F. Efficient integer optimization algorithms for optimal coordination of capacitors and regulators. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 5, n. 3, p. 805–812, 1990.

BARAN, M. E.; WU, F. F. Optimal capacitor placement on radial distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 4, n. 1, p. 725–734, 1989.

BARROS, D. P. A (des)construção dos modelos regulatórios no setor de energia elétrica do Brasil: instabilidades, incertezas e a reforma institucional de 2004. 2005. 244 f. Dissertação (Mestrado Acadêmico em Administração Pública) — Escola Brasileira de Administração Pública e de Empresas, Fundação Getúlio Vargas, Rio de Janeiro, 2005.

BELOTTI, P. et al. Mixed-integer nonlinear optimization. **Acta Numerica**, Cambridge University Press, v. 22, p. 1–131, 2013.

CAPITANESCU, F.; BILIBIN, I.; RAMOS, E. R. A comprehensive centralized approach for voltage constraints management in active distribution grid. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 29, n. 2, p. 933–942, 2014.

Capitanescu, F.; Wehenkel, L. Sensitivity-based approaches for handling discrete variables in optimal power flow computations. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 25, n. 4, p. 1780–1789, 2010.

CHENG, S.; MALIK, O.; HOPE, G. An expert system for voltage and reactive power control of a power system. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 3, n. 4, p. 1449–1455, 1988.

CUTTINO, W. H. Extending the use of shunt capacitors by means of automatic switching. Transactions of the American Institute of Electrical Engineers, v. 63, n. 9, p. 674–678, Sept 1944.

FENG, X.; PETERSON, W. Volt/var optimization reduces losses, peak demands. **T&D** Magazine Electric Energy, v. 14, n. 1, p. 24–27, 2010.

FERREIRA, E. R. S. et al. Application of a data communication infrastructure for the voltage magnitude control in transmission power systems. In: **2019 IEEE** International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC). [S.l.: s.n.], 2019. p. 4308–4315.

FOURER, R.; GAY, D. M.; KERNIGHAN, B. W. **AMPL**. 2nd. ed. [S.l.]: Duxbury Press, 2002.

GRAINGER, J.; CIVANLAR, S. Volt/var control on distribution systems with lateral branches using shunt capacitors and voltage regulators part i: The overall problem. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, PAS-104, n. 11, p. 3278–3283, 1985.

GÓMEZ-EXPÓSITO, A.; CONEJO, A.; CAÑIZARES, C. Sistemas de energia elétrica: análise e operação. Rio de Janeiro: LTC, 2011. (554 p.).

HATZIARGYRIOU, N. et al. Microgrids. **IEEE Power and Energy Magazine**, v. 5, n. 4, p. 78–94, 2007.

HOWLADER, A. M. et al. Distributed voltage control method using volt-var control curve of photovoltaic inverter for a smart power grid system. In: **2017 IEEE 12th** International Conference on Power Electronics and Drive Systems (PEDS). [S.l.: s.n.], 2017. p. 630–634.

HU, Z. et al. Damping subsynchronous resonance. **Engineering and Technology**, v. 9, n. 4, p. 431–442, 2002.

IBRAHIM, M.; SALAMA, M. M. A. Smart distribution system volt/var control using distributed intelligence and wireless communication. **IET Generation, Transmission Distribution**, v. 9, n. 4, p. 307–318, 2015.

KAPLAN, M. Optimization of number, location, size, control type, and control setting of shunt capacitors on radial distribution feeders. **IEEE Power Engineering Review**, PER-4, n. 9, p. 59–59, 1984.

KATIRAEI, F. et al. Microgrids management. **IEEE Power and Energy Magazine**, v. 6, n. 3, p. 54–65, 2008.

KAVASSERI, R.; ABABEI, C. **REDS: REpository of Distribution Systems**. 2020. Http://www.dejazzer.com/reds.html.

LAGE, G. G. O Fluxo de Potência Ótimo Reativo com variáveis de controle discretas e restrições de atuação de dispositivos de controle de tensão. 234 p. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, São Carlos - SP, 2013.

LASSETER, B. Microgrids [distributed power generation]. In: **2001 IEEE Power Engineering Society Winter Meeting. Conference Proceedings (Cat. No.01CH37194)**. [S.l.: s.n.], 2001. v. 1, p. 146–149 vol.1.

LIANG, R.-H.; CHEN, Y.-K.; CHEN, Y.-T. Volt/Var control in a distribution system by a fuzzy optimization approach. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 33, n. 2, p. 278–287, 2011.

- LIU, L. et al. A robust approach to optimal power flow with discrete variables. **IEEE** Transactions on Power Systems, v. 24, n. 3, p. 1182–1190, 2009.
- LIU, M.; TSO, S. K.; CHENG, Y. An extended nonlinear primal-dual interior-point algorithm for reactive-power optimization of large-scale power systems with discrete control variables. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 17, n. 4, p. 982–991, 2002.
- LIU, M. B.; CAÑIZARES, C. A.; HUANG, W. Reactive power and voltage control in distribution systems with limited switching operations. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 24, n. 2, p. 889–899, 2009.
- LOIA, V.; VACCARO, A.; VAISAKH, K. A self-organizing architecture based on cooperative fuzzy agents for smart grid voltage control. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, v. 9, n. 3, p. 1415–1422, 2013.
- MARKUSHEVICH, N. The benefits and challenges of the integrated volt/var optimization in the smart grid environment. In: **2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting.** [S.l.: s.n.], 2011. p. 1–8.
- MAZZINI, A. P. Desenvolvimento de estratégias de otimização contínua e discreta para problemas de fluxo de potência ótimo. 188 p. Tese (Doutorado) Universidade de São Paulo, São Carlos SP, 2016.
- MELLO, A. P. C. Estratégia de controle Volt/VAr Coordenado para sistemas de distribuição inteligentes. 196 p. Tese (Doutorado) Universidade Federal de Santa Maria, 2018.
- MOHAPATRA, A.; BIJWE, P. R.; PANIGRAHI, B. K. An efficient hybrid approach for volt/var control in distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 29, n. 4, p. 1780–1788, 2014.
- MOLINA-GARCIA, A. et al. Reactive power flow control for PV inverters voltage support in LV distribution networks. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 8, n. 1, 2017.
- MONTICELLI, A. Fluxo de Carga em Rede de Energia Elétrica. São Paulo: Edgard Blücher, 1983. 164 p.
- MUÑOZ, J. R. A. Analysis and Application of Optimization Techniques to Power System Security and Electricity Markets. 166 p. Tese (Doctor of Philosophy in Eletrical an Computer Engineering) University of Waterloo, Waterloo, 2008.
- NGUYEN, C. P.; FLUECK, A. J. A new distributed algorithm for integrated volt-var control in smart grids. In: **2015 IEEE Power Energy Society General Meeting**. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1–5.
- NIKNAM, T.; RANJBAR, A.; SHIRANI, A. Impact of distributed generation on volt/var control in distribution networks. In: **2003 IEEE Bologna Power Tech Conference Proceedings**, [S.l.: s.n.], 2003. v. 3, p. 7 pp. Vol.3–.

OLAMAIE, J.; NIKNAM, T. Daily volt/var control in distribution networks with regard to dgs: a comparison of evolutionary methods. In: **2006 IEEE Power India Conference**. [S.l.: s.n.], 2006. p. 6 pp.—.

- PAUDYAL, S.; CANIZARES, C. A.; BHATTACHARYA, K. Optimal operation of distribution feeders in smart grids. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 58, n. 10, p. 4495–4503, 2011.
- PRIOSTE, F. B.; ALVARES, G. R. Impactos da interligação de uma usina solar fotovoltaica com controle ativo de tensão em um sistema de distribuição. In: XIV Simpósio de Especialistas em Operação e Planejamento da Expansão Elétrica (SEPOPE). [S.l.: s.n.], 2018. p. 1–11.
- RANGARAJAN, S. S.; COLLINS, E. R.; FOX, J. C. Efficacy of a smart photovoltaic inverter as a virtual detuner for mitigating network harmonic resonance in distribution systems. **Electric Power Systems Research**, v. 171, p. 175 184, 2019. ISSN 0378-7796. Disponível em: <a href="http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779619300562">http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779619300562</a>.
- ROYTELMAN, I.; WEE, B.; LUGTU, R. Volt/var control algorithm for modern distribution management system. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 10, n. 3, p. 1454–1460, 1995.
- SALAMA, M. et al. Real-time optimal reactive power control for distribution networks. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 18, n. 3, p. 185–193, 1996. ISSN 0142-0615. Disponível em: <a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0142061595000569">https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0142061595000569</a>.
- SANTOSO, N.; TAN, O. Neural-net based real-time control of capacitors installed on distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 5, n. 1, p. 266–272, 1990.
- SARIC, A. T.; STANKOVIC, A. M. A robust algorithm for volt/var control. In: **2009** IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition. [S.l.: s.n.], 2009. p. 1–8.
- SCHNEIDER, K. P.; WEAVER, T. F. Volt-var optimization on american electric power feeders in northeast columbus. In: **PES T D 2012**. [S.l.: s.n.], 2012. p. 1–8.
- SEAL, B. Common Functions for Smart Inverters. 4th. ed. [S.l.]: Electric Power Research Institute, 2016.
- SHAFFER, E.; ROEGE, C. P. E.; ZHELEVA, T. Advanced microgrid concepts and technologies workshop. In: . [S.l.: s.n.], 2013.
- Silva, E. N. M.; Rodrigues, A. B.; da Guia da Silva, M. Stochastic assessment of the impact of photovoltaic distributed generation on the power quality indices of distribution networks. **Electric Power Systems Research**, v. 135, p. 59–67, 2016.
- SINGH, S. et al. Model predictive driven volt/var control for smart grid enabled cvr in active distribution network. In: **2018 IEEE 8th Power India International Conference (PIICON)**. [S.l.: s.n.], 2018. p. 1–6.

SOLER, E. M.; ASADA, E. N.; COSTA, G. R. M. Penalty-based nonlinear solver for optimal reactive power dispatch with discrete controls. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 28, n. 3, p. 2174–2182, 2013.

- SOLER, E. M.; SOUSA, V. A.; COSTA, G. R. M. A modified primal—dual logarithmic-barrier method for solving the optimal power flow problem with discrete and continuous control variables. **European Journal of Operational Research**, v. 222, n. 3, p. 616–622, 2012.
- ULUSKI, R. W. Vvc in the smart grid era. In: **IEEE PES General Meeting**. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1–7.
- VARGAS, L. R. et al. Local volt/var control strategy for smart grids using photovoltaic smart inverters. In: **2019 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies**Conference Latin America (ISGT Latin America). [S.l.: s.n.], 2019. p. 1–6.
- VASCONCELOS, F. M. Uma Abordagem Lagrangiana na Otimização Volt/VAr em Redes de Distribuição. 153 p. Tese (Doutorado) Universidade de São Paulo, São Carlos SP, 2017.
- VASCONCELOS, F. M.; COSTA, G. R. M.; LAGE, G. G. An NLP penalty-based strategy for handling discrete controls for Volt/Var optimization in distribution systems. In: **2015 IEEE Power & Energy Society General Meeting**. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1–5.
- WANG, L.-Y. et al. An approximate solution to lower tap changing or capacitors regulator times in reactive power control in distribution systems. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 28, n. 7, p. 491–495, 2006. ISSN 0142-0615. Disponível em: <a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061506000561">https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061506000561</a>.
- ZHANG, X.; FLUECK, A. J.; NGUYEN, C. P. Agent-based distributed volt/var control with distributed power flow solver in smart grid. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 7, n. 2, p. 600–607, 2016.